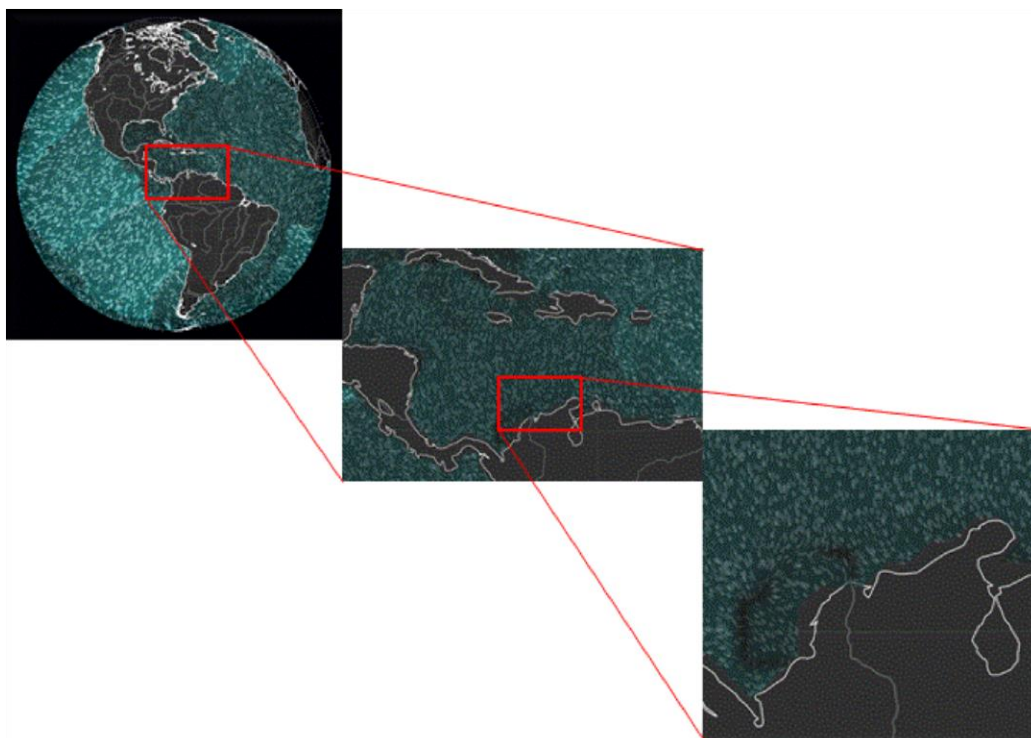


COMPARACIÓN DE METODOLOGÍAS DE REFINAMIENTO DE ESCALA DE REANÁLISIS DE OLEAJE



Elaborada por:

Ing. Marco José Vega Fuentes.

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para obtener el título de
Magister en Física Aplicada

Profundización en: Océano y Atmósfera

Departamento de Física y Geociencias - Universidad del Norte

Director:

Ph. D. Oscar Andrés Álvarez Silva.

Barranquilla - Colombia

04/12/2017

AGRADECIMIENTOS

Esta tesis fue desarrollada con el apoyo financiero del Sistema General de Regalías y la Universidad del Norte, a quienes expreso mi más sincero agradecimiento.

Debo agradecer de manera especial y sincera al Profesor Oscar Álvarez por aceptarme para realizar esta tesis de maestría bajo su dirección, apoyo, confianza en mi trabajo y su capacidad para guiar mis ideas.

Quiero agradecer al grupo de investigación en geociencias GEO4, en el cual me he podido formar como investigador y profesional en el área de la oceanografía física.

A los profesores de esta maestría gracias por su paciencia y dedicación al enseñar.

A mi madre y abuela, mi mayor motivación en todo lo que hago.

A mis compañeros de maestría por su apoyo y compañía en este proceso.

RESUMEN

Debido a la poca información instrumental de oleaje con que cuenta el Caribe Colombiano, es necesario utilizar fuentes de datos alternas como los modelos de reanálisis. El estudio de procesos naturales y humanos que se desarrollan en la costa como la erosión costera, la conservación de ecosistemas, el desarrollo urbano y el turismo, implican conocer las características del oleaje cerca a la costa a escalas espaciales y temporales finas. Existen diferentes metodologías para refinar la escala espacial de oleaje utilizando como base la modelación numérica; estas metodologías pueden ser dinámicas, estadísticas o híbridas. Las tres metodologías requieren del uso de un modelo numérico robusto, calibrado y validado para la propagación de oleaje desde aguas profundas. La metodología dinámica propaga todos los estados de mar de las series de oleaje de aguas profundas. Este es el método que requiere mayor capacidad de cómputo y mejor entendimiento de las implicaciones de la modelación numérica en el largo plazo.

Por otra parte tanto el refinamiento estadístico como el refinamiento híbrido asumen que existe una relación entre los estados de mar en aguas profundas y los de aguas someras, conocida como función de transferencia y que por tanto no es necesario simular todos los estados de mar para reconstruir las series de oleaje en aguas someras. La diferencia fundamental entre las dos últimas metodologías está en la complejidad de los métodos utilizados para escoger un número de casos representativos de la dinámica del oleaje en aguas profundas y en la complejidad de las funciones de transferencia. En el refinamiento estadístico se utilizan los métodos más sencillos utilizados en la práctica de la ingeniería de costas que corresponden a selección de casos por probabilidad conjunta y función de transferencia lineal, mientras que en la metodología híbrida se seleccionan los casos por el método de máxima disimilitud y funciones de transferencia radiales básicas. En el presente estudio se realiza una comparación analítica de la fiabilidad y funcionalidad de dichas metodologías aplicándolas al sector costero entre Barranquilla, Atlántico y Santa Marta, Magdalena. Los resultados permiten concluir que una aplicación rigurosa de cualquiera de las tres metodologías puede producir resultados confiables. La metodología dinámica presenta en general mejores resultados de las pruebas de bondad de ajuste pero los otros métodos son mucho más eficientes en tiempo y de fácil implementación. Como productos de esta investigación se cuenta con una base de datos de reanálisis de 38 años de extensión calibrada y validada para la zona de estudio a escala espacial de $\sim 1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ y las rutinas computacionales para la aplicación de las tres metodologías en cualquier zona de estudio.

ABSTRACT

Due to the lack of the ocean wave's information in the Colombian Caribbean, it is necessary to use data sources such as reanalysis models. The study of natural and human processes that have developed on the coast such as coastal erosion, the conservation of ecosystems, urban and tourism development, involves know the characteristics of waves near the coast and refined spatial and temporal scales. There are different methodologies to refine the spatial scale of waves that use numerical modeling; these methodologies can be dynamical, statistical or hybrid. The three methodologies require the use of a robust numerical model, calibrated and validated for wave propagation from deep waters. The dynamic methodology propagates all the sea states of the deep-sea wave series. This method requires greater computational time and a better understanding of the implications of numerical modeling in the long term.

On the other hand, the statistical and hybrid refinement, indicates that there is a relation between sea states in deep waters and of costal water, this relationship is expressed as a transfer function, and that's why is not necessary the propagation of all sea states. The fundamental difference between the latest methodologies lies in the complexity of the methods used to choose a number of representative cases of wave variability in deep waters and in the complexity of transfer functions. The statistical refinement use the simplest methods used in the practice of coastal engineering, corresponding to the selection of cases by joint probability and linear transfer function, while in the hybrid methodology the cases are selected by the method of maximum dissimilarity and the use of basic radio transfer functions to reconstruct the time series. In the present study, an analytical comparison was made of the reliability and functionality of the methodologies for the coastal sector between Barranquilla, Atlántico and Santa Marta, Magdalena. The results show that the application of any of the three methodologies can produce reliable results. The dynamic methodology generally presents the best results of goodness of the fit tests, but the others are more effective in computational time and easy to implement. The products of this study are a reanalysis database of 38 years calibrated and validated for the study zone at a spatial scale of 1 km x 1 km and also the computational routines for the application of the three methodologies in the study area.

TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN.....	1
----------------------	---

1.1.	Marco teórico	2
1.1.1.	Modelos de oleaje	2
1.1.1.	Metodologías de refinamiento de escala de reanálisis de oleaje	3
1.1.2.	Reanálisis	5
1.1.3.	Bases de datos de reanálisis de oleaje	5
1.2.	Zona de Estudio	7
1.3.	Objetivos	8
1.3.1.	Objetivo general	8
1.3.2.	Objetivos específicos	8
1.4.	Alcance de la tesis	8
2.	ANÁLISIS COMPARATIVO DE BASES DE DATOS DE REANÁLISIS	9
2.1.	Introducción	9
2.2.	Metodología	9
2.3.	Resultados	12
2.4.	Análisis de resultados	19
3.	METODOLOGÍA DINÁMICA	21
3.1.	Introducción	21
3.2.	Metodología	22
3.3.	Resultados	24
3.3.1.	Análisis de sensibilidad	24
3.3.2.	Calibración	26
3.3.3.	Validación	28
3.3.4.	Modelación dinámica	29
3.3.5.	Validación de la metodología	29
3.4.	Análisis de resultados	32
4.	METODOLOGÍA ESTADÍSTICA	35
4.1.	Introducción	35
4.2.	Metodología	36
4.2.1.	Análisis direccional	36
4.2.2.	Análisis de probabilidad conjunta	36
4.2.3.	Propagación estacionaria	36

4.2.4.	Reconstrucción de la serie.....	36
4.3.	Resultados	37
4.3.1.	Análisis direccional	37
4.3.2.	Análisis de probabilidad conjunta	39
4.3.3.	Propagación estacionaria.....	41
4.3.4.	Reconstrucción de la serie	43
5.	METODOLOGÍA HÍBRIDA	48
5.1.	Introducción	48
5.2.	Metodología	49
5.2.2.	Selección de estados de mar	49
5.2.3.	Propagación del oleaje de aguas profundas a someras	49
5.2.4.	Reconstrucción de series de tiempo en aguas someras.....	50
5.3.	Resultados	50
5.3.1.	Selección de estados de mar.....	50
5.3.2.	Reconstrucción de series de tiempo en aguas someras.....	51
5.4.	Análisis de resultados	55
6.	DISCUSION GENERAL	56
6.1.	Comparación de las metodologías con datos instrumentales.....	56
6.2.	Comparación de las metodologías con datos de reanálisis	57
6.3.	Análisis comparativo de funcionalidad.....	62
7.	CONCLUSIONES GENERALES	63
7.1.	Comparación de bases de datos de reanálisis	63
7.2.	Calibración y validación del modelo SWAN	63
7.3.	Metodología de refinamiento dinámica	64
7.4.	Metodología de refinamiento estadística	64
7.5.	Metodología de refinamiento híbrida.....	64
7.6.	Comparación de metodologías.....	64
7.7.	Investigación a futuro	65

1. INTRODUCCIÓN

El oleaje es el principal responsable de los cambios hidrodinámicos y morfológicos de un litoral, por esto tiene gran influencia en el diseño y construcción de obras costeras. Sin embargo, Colombia no cuenta con un sistema de monitoreo del clima marítimo de amplios periodos de tiempo, que permitan obtener los diferentes regímenes del oleaje.

Este vacío de información de oleaje es suplido comúnmente con los modelos numéricos de reanálisis, los cuales permiten generar series modeladas de oleaje a partir de variables forzadoras como los campos de viento; estas series de tiempo de reanálisis de oleaje son conocidas como boyas virtuales, las cuales son una valiosa fuente de información, para el estudio de clima marítimo debido a que cuentan con una buena resolución espacial y temporal, que permiten observar procesos oceánicos en zonas donde no se cuentan con mediciones instrumentales, además que estos son generados con modelos que están ampliamente validados y usados en gran cantidad de investigaciones.

Estas bases de datos tienen ciertas limitaciones puesto que la resolución espacial no es lo suficientemente detallada para aplicaciones cerca de la costa. Para abordar esta limitante se utiliza el refinamiento de escala (Downscaling), mediante el cual se realiza un incremento de la resolución espacial de los datos, lo que permite conocer en detalle la variabilidad de procesos hidrodinámicos y morfológicos que ocurren en aguas cercanas a la costa y como éstos han variado o evolucionado con el tiempo. El refinamiento de escala del oleaje se puede realizar utilizando varias metodologías, en el presente estudio se evalúan tres de ellas: dinámica, estadística e híbrida.

En Colombia se han realizado varios estudios sobre refinamiento de oleaje utilizando metodologías dinámicas y estadísticas, pues son los más comunes en los análisis de clima marítimo [1]. En esta investigación se aplican las metodologías mencionadas y una metodología híbrida propuesta por Camus et al.(2011) [2].

Este estudio permitirá identificar si una metodología robusta y novedosa como la híbrida es en realidad más rápida en tiempo de cómputo y precisa al momento de obtener resultados, en comparación a las metodologías utilizadas usualmente. De lo anterior surge la siguiente pregunta de investigación a responder:

¿Cómo se comparan las metodologías de refinamiento en términos de fiabilidad y funcionalidad?

1.1. Marco teórico

1.1.1. Modelos de oleaje

Un modelo científico es una representación teórica de un fenómeno natural, normalmente expresado en forma matemática, que permite una mejor comprensión y estudio de su comportamiento, el cual está regido por ecuaciones asociadas y procesos físicos. La modelación de variables oceanográficas tiene sus inicios en la segunda guerra mundial, esto significó el inicio del desarrollo de modelos computacionales [3], los cuales lograsen predecir las condiciones de oleaje en los desembarcos aliados, llevando la teoría de las funciones aleatorias y matemática estadística a la descripción del oleaje como fenómeno aleatorio. Este desarrollo de los modelos inicia cuando se introduce el concepto de espectro de ola [4], el cual fue pensado para describir al oleaje formado por grupos de olas provenientes de diferentes zonas de generación que interactúan entre sí.

Modelos de oleaje de primera generación

El inicio de las técnicas de generación y pronóstico del oleaje, está basado en modelos de relaciones empíricas entre variables dependientes (Altura de ola, periodo, dirección) e independientes (velocidad del viento, profundidad, salinidad, etc). A raíz de estos modelos empíricos surgieron los modelos de primera generación, estos contaban con la característica principal de que cada componente espectral evoluciona de manera independiente a las otras componentes. Estos modelos introducen en la propagación de oleaje el concepto de espectro de energía, donde está es discretizada en pequeños paquetes bidimensionales de frecuencia y dirección [5].

Estos modelos presentaron también la disipación de la energía, este evita que el espectro llegue a cierto nivel de saturación definido, lo cual detiene el crecimiento del oleaje. Estas interacciones no lineales eran parametrizadas o no son consideradas usando el resultado de Hasselmann (1963) para el espectro totalmente desarrollado. Entre estos modelos se pueden encontrar el modelo MRI desarrollado por Iizuka y Uchiyama en 1973 y el modelo VENICE para aguas someras desarrollado por Cavaleri y Rizzoli en 1981. [6].

Modelos de oleaje de segunda generación

Surgen debido a las limitantes presentadas en los modelos de primera generación en el ajuste de la ecuación espectral de energía. En este tipo de modelos, las componentes individuales espectrales se acoplan de manera no lineal. Además, el oleaje tipo sea (mar de viento) es manejado por una forma espectral independiente de los otros procesos [5]. Este tipo de modelos presenta problemas en la transferencia de energía de un oleaje tipo sea (mar de viento) a un oleaje tipo swell (mar de fondo) donde no actúa el viento [7]. Ejemplo de estos modelos son el Modelo Operacional de Oleaje (BMO) desarrollado por la oficina meteorológica Inglesa y el modelo SAIL de la NOAA.

Modelos de oleaje de tercera generación

Estos aparecen debido al gran avance computacional del siglo XXI, permitiendo suplir la falta de imposición de una forma definida del espectro y la ecuación de transporte de energía. Este tipo de modelos permite observar la evolución espacio-temporal del espectro de frecuencias, la altura de ola significativa H_s , periodo pico T_p , campos de viento, entre otros. Una de las consideraciones base de este tipo de modelos es que la parametrización de la función exacta de transferencia lineal de energía contiene el mismo número de grados de libertad que el espectro en sí mismo, generando una mejora a los problemas de sus antecesores en cuanto a la transferencia de energía de mar de viento a mar de fondo. Los modelos de tercera generación más utilizados que promedian la fase son: SWAN, Wave Watch III, WAM y Era-Iterim.

1.1.2. Metodologías de refinamiento de escala de reanálisis de oleaje

La Figura 1.1 muestra un esquema de las metodologías de refinamiento de escala a utilizar en el presente estudio.

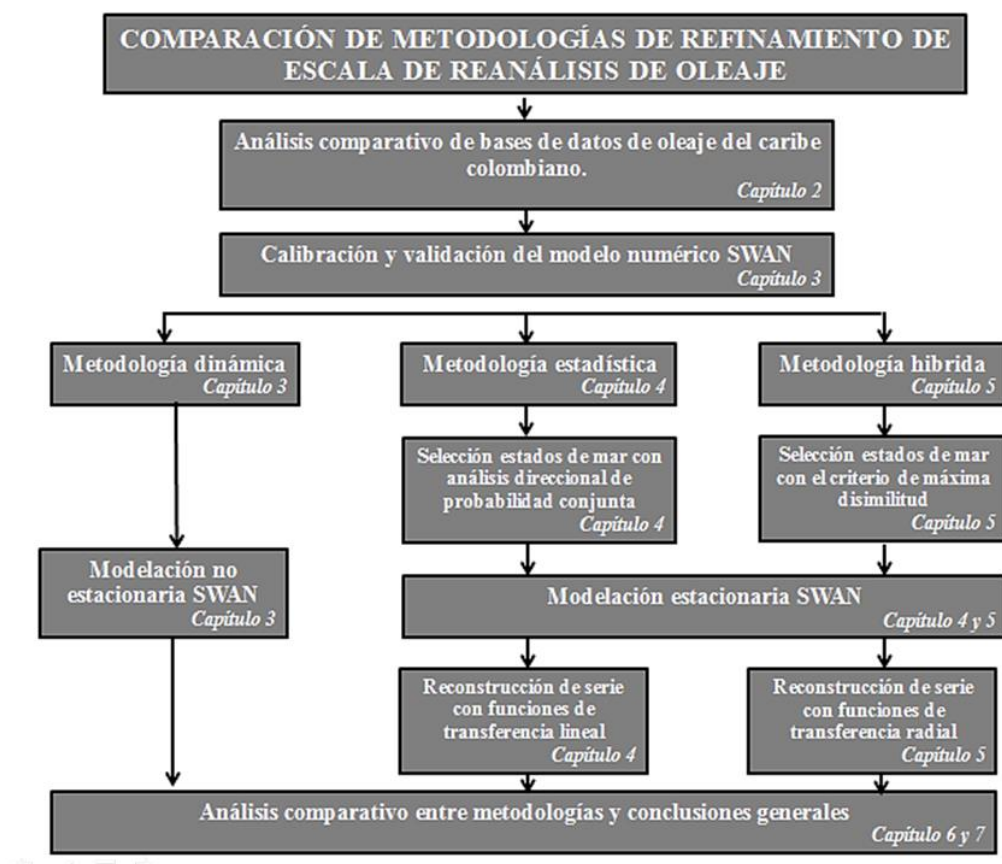


Figura 1.1. Esquema metodológico del documento.

Metodología dinámica

Consiste en la propagación no estacionaria de oleaje con ayuda de un modelo numérico, el cual debe estar previamente calibrado y validado con datos instrumentales, el modelo debe contar con las series de oleaje en la frontera, malla batimétrica y de viento. El resultado de la propagación son series temporales a una escala fina, con la misma longitud y resolución temporal que los datos en aguas profundas.

Metodología estadística

En esta metodología se seleccionan los estados de mar más representativos de las condiciones de frontera, utilizando un análisis de probabilidad conjunta de H_s y T_p por dirección. Los casos seleccionados son propagados en modo estacionario con un modelo de propagación de oleaje, que debe estar previamente calibrado y validado con datos instrumentales. Posteriormente se establece una relación entre los parámetros del oleaje (H_s , T_p , D_m) en aguas profundas y en aguas someras por medio de una función de transferencia lineal, la cual al ser aplicada a la serie en aguas profundas genera la serie temporal en aguas someras.

Metodología híbrida

Esta cuenta con una componente dinámica y estadística. [8]. Esta metodología consiste en la selección de un número pequeño de estados de mar representativos en aguas profundas al igual que la metodología estadística pero esta vez con el criterio de máxima disimilitud. Luego se propaga hacia aguas someras los estados seleccionados con un modelo numérico y finalmente se reconstruye la serie de tiempo con una función de transferencia basada en funciones radiales básicas. Dicha metodología reduce el tiempo de cómputo en una magnitud (1000x) comparado con las propagaciones no estacionarias de toda la serie de tiempo.

El proceso de selección de estados de mar es realizado por el método de máxima disimilitud (MDA). Su uso en la ingeniería de costas requiere que el método seleccione los estados de mar más representativos incluyendo condiciones medias y extremas de la serie, las variables de selección del metodo son:

$$X^* = \{H_{s,i}, T_{p,i}, \theta_{m,i}\}; i = 1, \dots, N \quad (1.1)$$

Donde N representa el número de estados de mar de la serie de oleaje. Cada dato es definido por variables escalares y direcciones de diferentes magnitudes. Los componentes vectoriales deben normalizarse para que tengan la misma ponderación en el criterio de similitud. Entre mayor sea el número de parámetros de entrada mayor será la confiabilidad de la función de transferencia establecida [9].

El criterio de similitud utilizado es la distancia euclidiana. Una vez normalizadas todas las variables, el método inicia seleccionando manualmente el primer estado de mar

representativo, correspondiente al estado de mar con la mayor altura de ola en el conjunto X_i , $i=1,\dots,N$, este es el primer elemento del subconjunto D_j ; $j=1,\dots,M$. Los siguientes estados de mar son seleccionados al calcular la disimilitud entre los elementos del conjunto y el subconjunto [10], de estos aquel estado de mar con la mínima similitud con los estados de mar ya seleccionados es transferido al subconjunto. El proceso se repite hasta que se hayan seleccionado M estados de mar.

$$\|X_i - D_j\| = \sqrt{(H_i - H_j^D)^2 + (T_i - T_j^D)^2 + \left(\min(|\theta_i - \theta_j^D|, 2 - |\theta_i - \theta_j^D|)\right)^2} \quad (1.2)$$

La reconstrucción de la serie de tiempo se realiza por medio de técnicas de interpolación que tienen como base funciones radiales básicas, las cuales son utilizadas cuando se tienen datos que carecen de continuidad espacial. Este método de interpolación consiste en una suma ponderada de funciones básicas radialmente simétricas localizadas en los puntos de toma de datos, dicha función es de la forma:

$$RBF(x) = p(x) + \sum_{j=1}^M a_j \phi(|x - x_j|) \quad (1.3)$$

Donde ϕ es la función radial base y a_j el coeficiente de la función radial. Existen varias formas de expresar esta función (lineal, cúbica, gaussiana,... entre otras) algunas utilizan parámetros de forma que hacen que el proceso de interpolación sea mucho más preciso [11].

1.1.3. Reanálisis

Debido que en ocasiones no se cuenta con datos instrumentales varias variables requeridas para estudiar fenómenos de la naturaleza, se ha popularizado la técnica conocida como reanálisis o análisis secundario, donde se hace referencia al método cuantitativo que ha sido utilizado para contrastar o combinar resultados de diferentes estudios [2]. Con la llegada de la modelación numérica el concepto de reanálisis tomó gran importancia, pues gracias a los diferentes modelos que permiten explicar el comportamiento de un fenómeno fue posible generar largas series temporales. En dicha modelación fue de vital importancia contar con la asimilación de datos en la etapa de calibración del modelo, donde se le incorporan al modelo datos instrumentales, con el propósito de acercarlo a la realidad [12].

1.1.4. Bases de datos de reanálisis de oleaje

Las bases de datos de reanálisis de oleaje son generadas con modelos de tercera generación, las siguientes bases de datos se evalúan en el presente estudio, con el fin de seleccionar la más fiable para el Caribe Colombiano:

Base de datos de oleaje NOAA

Esta base de datos de oleaje fue realizada con el modelo de tercera generación Wave Watch III a partir de campos de viento producto del National Centers for Environmental Prediction (NCEP). Se puede acceder a su información desde su librería por medio del enlace: <ftp://polar.ncep.noaa.gov/pub/history/waves>, incluye los parámetros básicos del oleaje, altura significativa, periodo pico y dirección predominante. Los datos cuentan con resolución espacial de 0.16 deg y resolución temporal cada tres horas. Este modelo ha sido validado a escala global a partir de datos de altimetría satelital (ERS 1) y datos de boyas escalares de oleaje donde los errores cuadráticos medios arrojados en las modelaciones son del orden de 15% [13].

Base de datos de oleaje ECMWF

Esta base de datos fue realizada con el modelo numérico Era Interim del Centro Europeo de Previsiones Meteorológicas a Plazo Medio (ECMWF). Dicho modelo a diferencia de versiones anteriores [14] se caracteriza por incluir las condiciones del ciclo hidrológico, la calidad de circulación de la estratosfera y alta consistencia en el tiempo de los campos de reanálisis [15]. La base de datos fue realizada con los campos de viento medidos por la ECMWF en todo el mundo. La base de datos cuenta con información desde 1979 hasta el presente, actualizando la información cada 2 meses. La base de datos presenta los parámetros básicos del oleaje (HS, TP, DP), además de otras variables atmosféricas e hidrológicas como: temperatura superficial del océano, tasa de evaporación, cobertura de nubes, radiación UV, entre otros. Se puede acceder a la información desde su página web (<http://apps.ecmwf.int/datasets/>), para esto es necesario registrarse como usuario previamente. Presenta datos cada 6 horas con una resolución espacial aproximada de 0.25 deg.

Base de datos de oleaje IFREMER

Base de datos de reanálisis de oleaje del instituto francés de investigación para la exploración del mar (IFREMER). El acceso a la librería es por medio del enlace: <ftp://ftp.ifremer.fr/ifremer/ww3/HINDCAST/GLOBAL>, esta base de datos es generada con el modelo Wave Watch III [13], a partir de campos de ECMWF y Climate Forecast System Reanalysis (CFSR). La librería ofrece gran cantidad de información que va desde los parámetros básicos del oleaje como la altura significativa hasta parámetros como la fracción de hielo en el océano. Ofrecen datos desde 1990 hasta el 2014, cada 3 horas y con una resolución espacial de 0.5 deg.

1.2. Zona de Estudio

La zona de estudio donde se aplicarán las tres metodologías de refinamiento de escala es el sector costero comprendido entre las ciudades de Barranquilla y Santa Marta mostrada en la Figura 1.2, se observa la batimetría generada a partir de la integración de la base de datos GEBCO (General Bathymetric Chart of the Oceans) y las cartas náuticas de DIMAR. Se selecciona esta zona de estudio debido a que se cuenta con datos de medición instrumental, las cuales son importantes al momento de validar los resultados de las metodologías.

Esta zona se caracteriza por presentarse dos temporadas de lluvias, la primera tiene lugar en Abril-Mayo y la segunda temporada Septiembre-Noviembre. La temporada seca en esta región se presenta entre los meses de Diciembre-Marzo. El resto del año hay influencia de vientos del suroeste, los cuales constituyen los llamados "vendavales" [16].

En período seco la dirección predominante del oleaje es N-NE; en período de transición y lluvias cambia constantemente entre NE y SW; en la isla de Salamanca se da una amplia zona de rompientes con cinco a 6 rompientes; las olas que rompen al oeste de Tasajera tienen alturas aproximadas de 0.6 a 1 m; al este de Tasajera tienen alturas aproximadas entre 15 y 40 centímetros [17]. Las mareas son irregulares y débiles, con rango micromareal semi-diurno y una amplitud entre 20 y 30 cm [18].

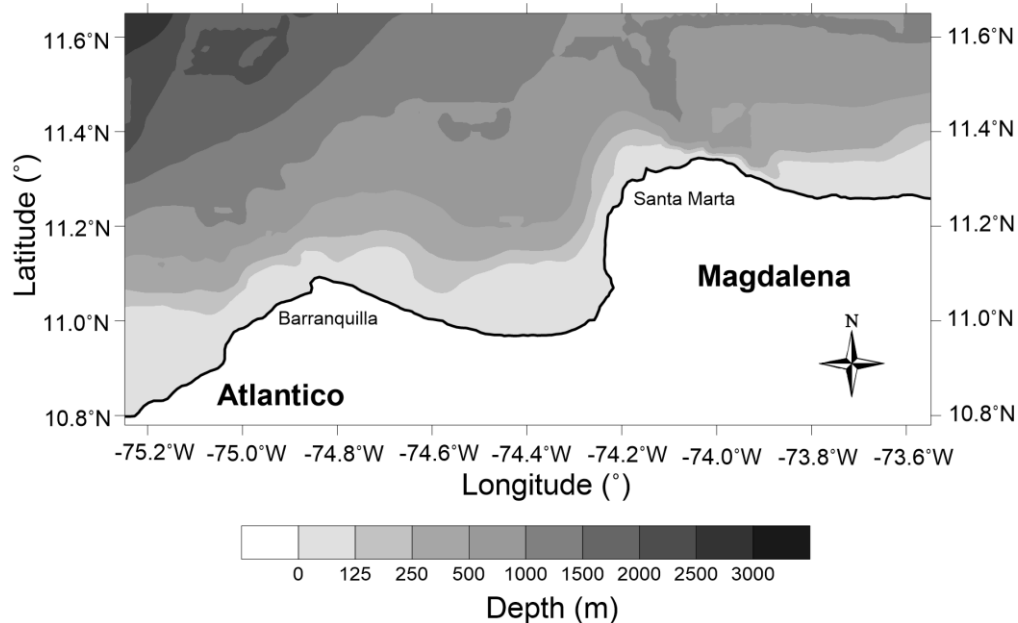


Figura 1.2. Zona de estudio

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Comparar metodologías de refinamiento de escala de reanálisis de oleaje en aguas someras, comparando la fiabilidad y funcionalidad de estas metodologías.

1.3.2. Objetivos específicos

- Realizar una comparación de calidad de las bases de datos globales de oleaje para el Caribe - Colombiano.
- Aplicar cada una de las metodologías de reducción de escala, para evaluar sus capacidades y limitaciones, identificando la más apropiada en términos de fiabilidad y funcionalidad, en el estudio de procesos costeros.
- Generar una base de datos de reanálisis de oleaje en aguas someras en la zona de estudio a escala espacial fina.

1.4. Alcance de la tesis

Esta tesis comienza con la comparación bases de datos de reanálisis de oleaje disponibles para el Caribe colombiano en el **Capítulo 2**, donde los datos de reanálisis son comparados con datos instrumentales, con el objeto de conocer la base de datos más fiable.

En el **Capítulo 3** se presenta la calibración y validación del modelo numérico a utilizar, seguidamente se presenta la metodología de refinamiento de escala dinámica.

El **Capítulo 4 y Capítulo 5** se muestra el refinamiento de escala realizado con la metodología estadística e híbrida, respectivamente.

Una comparación entre metodologías es realizada en el **Capítulo 6** donde se evalúan los criterios de funcionalidad y fiabilidad, para generar conclusiones de este análisis comparativo. La Figura 1.1 muestra un esquema de lo realizado en cada capítulo.

2. ANÁLISIS COMPARATIVO DE BASES DE DATOS DE REANÁLISIS

RESUMEN

En este estudio se comparan las bases de datos de reanálisis de oleaje disponibles para el Caribe Colombiano con datos instrumentales existentes, identificando la base de datos más fiable en términos de similitud con los datos instrumentales existentes y en términos de cobertura espacio-temporal. Los resultados muestran que las bases de datos de reanálisis reproducen en buena medida el oleaje presente en el Caribe colombiano, siendo las bases de datos generadas por el modelo Wave Watch III las más precisas al reproducir información en comparación a bases de datos generados por otros modelos numéricos.

2.1. Introducción

En la actualidad Colombia no cuenta con un sistema de monitoreo de clima marítimo de largo plazo que permita conocer con certeza los regímenes medios y extrémos del oleaje. Esta falta de información comúnmente es cubierta con modelos numéricos de reanálisis que permiten generar bases de datos de oleaje de largos periodos teniendo como entrada campos de viento. Estas bases de datos están ampliamente validadas y permiten observar procesos oceánicos en zonas donde no hay información instrumental disponible. Los reanálisis más utilizados son los desarrollados por National Center for Environmental Prediction-National for atmospheric Prediction Research (NCEP_NCAR) [19] y el 40-yr European Centre for Medium-Range Weather Forecast (ECMWF) [20]. El objetivo de este capítulo es comparar las bases de datos de reanálisis disponibles para el Caribe Colombiano con datos instrumentales existentes, identificando la base de datos más fiable en términos de similitud con los datos instrumentales y resolución y cobertura temporal y espacial.

2.2. Metodología

El Caribe Colombiano cuenta con información disponible de dos boyas de oleaje direccional en aguas profundas, estas se encuentran bajo la jurisdicción de DIMAR (Dirección General Marítima). La primera boya 41193 está ubicada en proximidades a Bocas de Ceniza en coordenadas (11°9'41"N 74°40'51" W), esta boya cuenta con registro

de datos de oleaje que va desde 2009/01/01 hasta 2009/03/10. La segunda boya 41194 está ubicada en Puerto Bolívar en las coordenadas (12°21'4"N 72°13'4"W), la información disponible va desde 2009/11/01 hasta 2009/11/15. A pesar de que estas boyas solo cuentan con registros de algunos meses de longitud y hay gran cantidad de datos faltantes, la información es muy valiosa para la comparación con los modelos de reanálisis. Dado que la información disponible de estas boyas no es suficiente, para un completo análisis comparativo se utiliza también para este análisis la boya 42058 ubicada en el Caribe central (14°53'17"N 74°34'30"W) bajo la jurisdicción de la NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration), la cual cuenta con periodos de medición [2013/07/01 – 2016/12/31] mucho más largos que las de las boyas Colombianas. Se puede acceder a los registros de estas boyas direccionales en: <http://www.ndbc.noaa.gov/>. La Figura 2.1 muestra la ubicación de las boyas instrumentales previamente mencionadas.

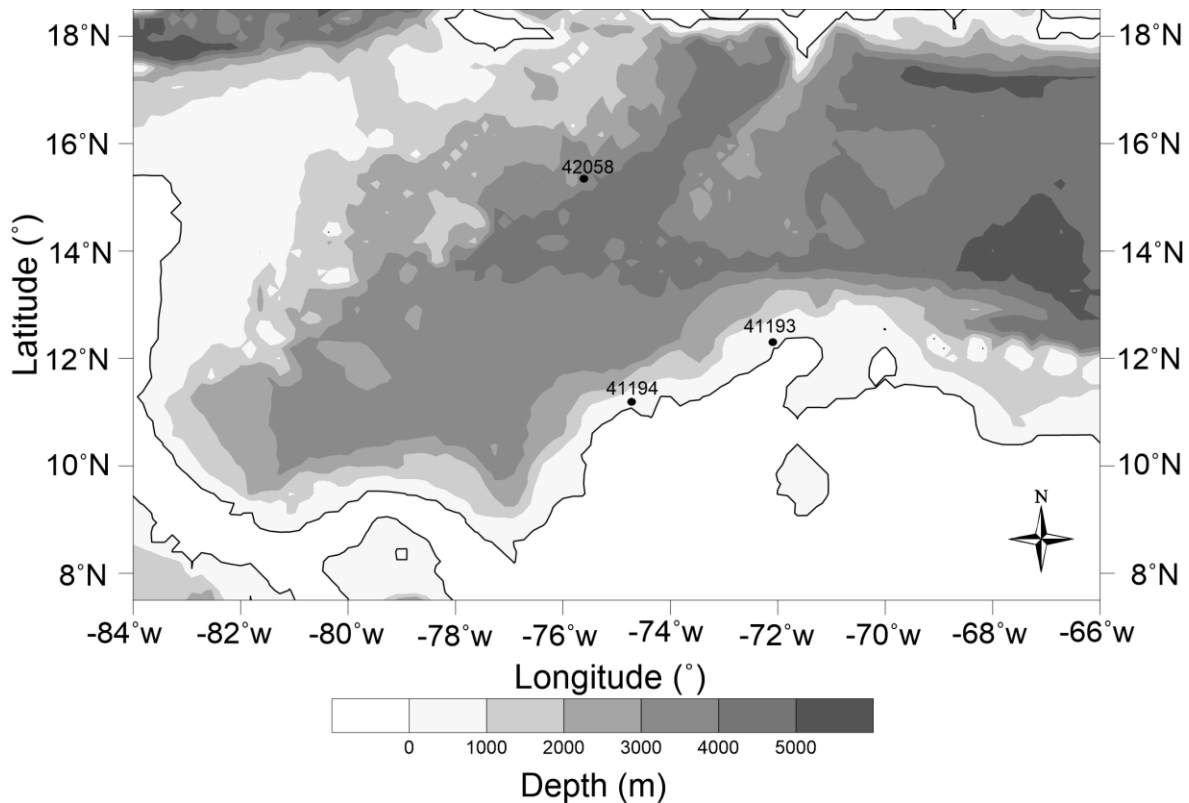


Figura 2.1. Ubicación de boyas instrumentales utilizadas para la comparación.

Las bases de datos de reanálisis de oleaje a comparar son descritas en el capítulo 1.1.4, estas son:

- NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration). [13].
- ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecast). [15].
- IFREMER (French Research Institute for Exploitation of the Sea). [21].

Estas bases de datos a pesar de ser generadas con modelación numérica tienen diferencias en aspectos como: modelo numérico, campos de viento, resolución y cobertura espacio-tiempo. Estas características se muestran en la Tabla 2.1.

Tabla 2.1. Características principales de las bases de datos comparadas.

Base de datos	NOAA	IFREMER	ECWF
Modelo	Wave Watch III	Wave Watch III	Era-Interim
Viento	CFSRR (The Climate Forecast System Reanalysis and Reforecast)	ECWF/CFSRR	ECWF
Cobertura espacial	Global	Global	Global
Resolución espacial	0.16°x0.16°	0.5°x0.5°	0.75°x0.75°
Cobertura temporal	1979/01 - 2017/05	1990/01 - 2017/01	1979/01 - 2017/04
Resolución temporal	3 horas	3 horas	6 horas

La comparación es realizada mediante índices de bondad de ajuste, que permiten observar el grado de fiabilidad de las bases de datos de reanálisis con datos instrumentales, estos índices son: Willmott, Bias, Pearson y error cuadrático medio.

El índice D de Willmott muestra el error cuadrático medio de las diferencias entre los valores pronosticados y los observados. Un valor $D = 0$ indica la disociación total, mientras que un valor $D = 1$ indica perfecta asociación entre los datos medidos y modelados. [22]. Este índice se define como:

$$D = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_p^i - X_o^i)^2}{\sum_{i=1}^N (|X_p^i - \bar{O}| + |X_o^i - \bar{O}|)^2} \quad (2.1)$$

Por su parte el índice de Bias se basa en el criterio de la media móvil, con este se puede definir si un modelo subestima (valores menores que 0) o sobreestiman los datos medidos (valores mayores que 0). Este se define como:

$$b = \frac{\sum_{i=1}^N (X_p^i - X_o^i)}{\sum_{i=1}^N X_o^i} \quad (2.2)$$

Donde X_p representa los valores predichos por el modelo y X_o representa las mediciones, N es el número total de datos y \bar{O} representa el promedio de los datos observados.

La correlación entre dos variables es una medida de su relación o dependencia entre ellas. Si cada variable tiene N observaciones escalares el coeficiente de correlación de Pearson es definido como:

$$\rho(A, B) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left(\frac{A_i - \mu_A}{\sigma_A} \right) \left(\frac{B_i - \mu_B}{\sigma_B} \right) \quad (2.3)$$

Donde μ_A y σ_A representan la media y varianza de A , respectivamente, mientras que μ_B y σ_B representan la media y varianza de B , respectivamente.

El cálculo de la raíz del error cuadrático medio es frecuentemente utilizado para medir la diferencia entre valores de medición y estimados a partir de modelaciones, definido como:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_o - X_p)^2}{N}} \quad (2.4)$$

Donde X_p representa los valores predichos por el modelo y X_o representa las mediciones y N es el número total de datos.

2.3. Resultados

La Figura 2.2 muestra la serie de altura significativa registrada por la boyas de DIMAR 41194 en Bocas de Ceniza comparada con las boyas virtuales más próximas, se resalta en esta serie el oleaje del 5 al 10 de Marzo con altura de ola de aproximadamente cuatro metros, especialmente entre el 6 y 7 de Marzo, este hecho se debe al paso de un frente frío que causo grandes daños en ciertas obras costeras como lo fue el muelle de Puerto Colombia [23]. Se observa que los datos de reanálisis logran reproducir este tipo de fenómenos atmosféricos, pero con la tendencia de estas a subestimar los datos de medición.

El periodo pico del oleaje en el punto de comparación como lo muestra la Figura 2.3 varía entre los 5 y 8 s, los datos de reanálisis logran reproducir los ascensos y descensos pero tendiendo a subestimar los datos instrumentales. La Figura 2.4 muestra que la dirección de los datos de reanálisis se asemeja a los instrumentales, siendo la dirección predominante del oleaje el noreste.

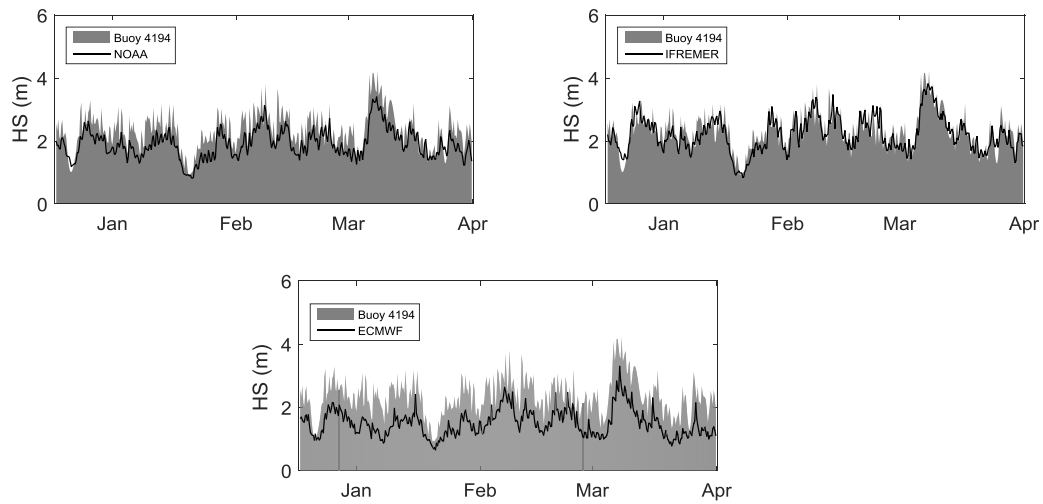


Figura 2.2. Comparación de la altura significativa de ola entre datos instrumentales de la boya 41194 y datos de reanálisis.

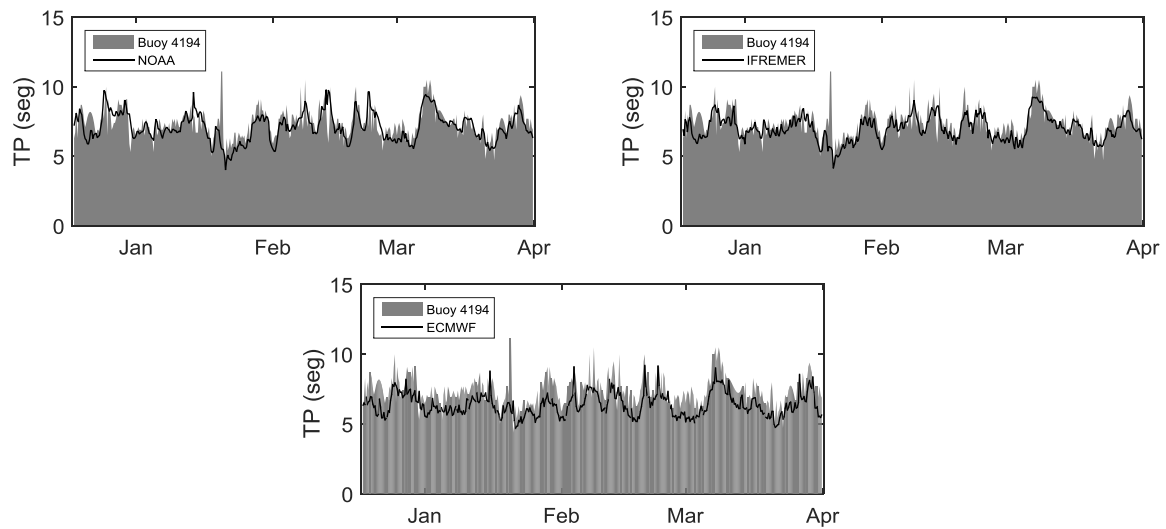


Figura 2.3. Comparación del periodo pico del oleaje entre datos instrumentales de la boya 41194 y datos de reanálisis.

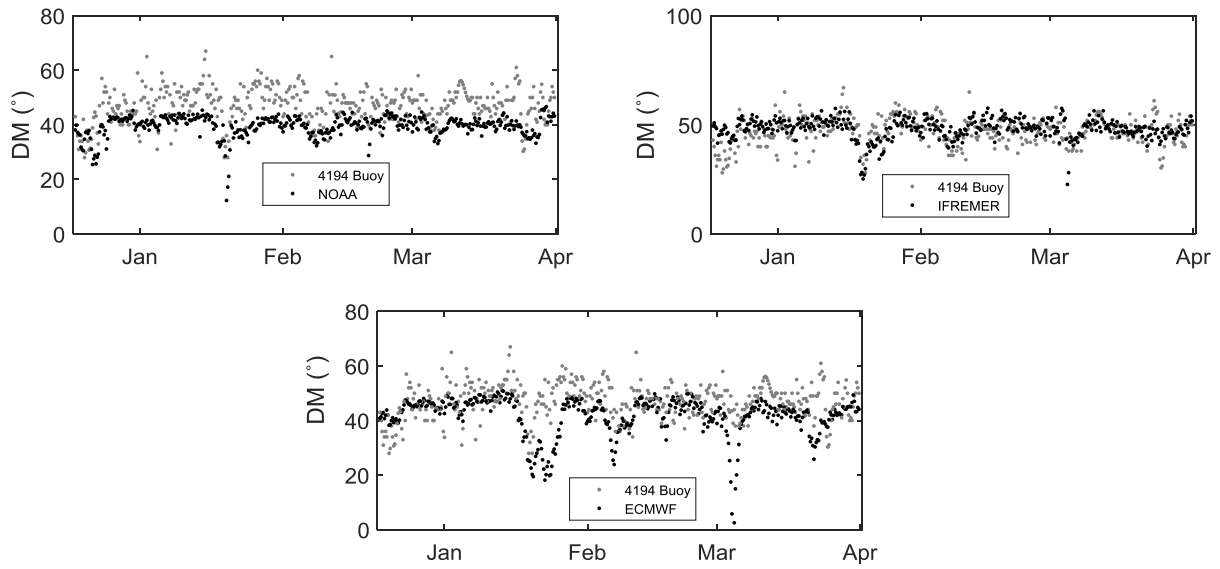


Figura 2.4. Comparación de la dirección media del oleaje entre datos instrumentales de la boya 41194 y datos de reanálisis.

La Tabla 2.2 muestra los índices de correlación estadística de la altura de ola significativa (H_s) y el periodo pico (T_p) entre cada una de las bases de datos de reanálisis y los datos instrumentales de la boya 41194. Se observa que los coeficientes de correlación Willmott y Pearson muestran que la base de datos que más similitud tiene con los datos instrumentales es la base de datos del IFREMER para H_s y la NOAA para T_p . Los modelos de reanálisis comparados tienden a subestimar los datos de medición.

Tabla 2.2. Índices de correlación estadística de la boya 41194.

HS	Willmott	Bias	RMSE	Pearson
NOAA	0.76	-0.19	0.55	0.81
ECMWF	0.58	-0.35	0.9	0.78
IFREMER	0.89	-0.05	0.37	0.81
TP	Willmott	Bias	RMSE	Pearson
NOAA	0.78	-0.034	0.92	0.63
ECMWF	0.63	-0.13	1.29	0.63
IFREMER	0.77	-0.05	0.9	0.66

Para la boya de Puerto Bolívar la comparación permite observar el comportamiento de los datos de reanálisis en un periodo de tiempo de 16 días observando así la precisión de los datos de reanálisis en cortos periodos. La Figura 2.5 muestra que la altura significativa de ola en la boya 41193 está en un intervalo de 0.5 a 1 metros, mostrando una tendencia los bases de datos de la NOAA e IFREMER a subestimar los datos de medición y la base de

datos de ECMWF a sobreestimar. La Figura 2.6 muestra como los modelos de reanálisis no logran reproducir el periodo pico del oleaje, siendo la NOAA la base de datos que más se asemeja a los datos instrumentales. La Figura 2.7 muestra como la dirección media del oleaje de las bases de datos es similar a los datos instrumentales.

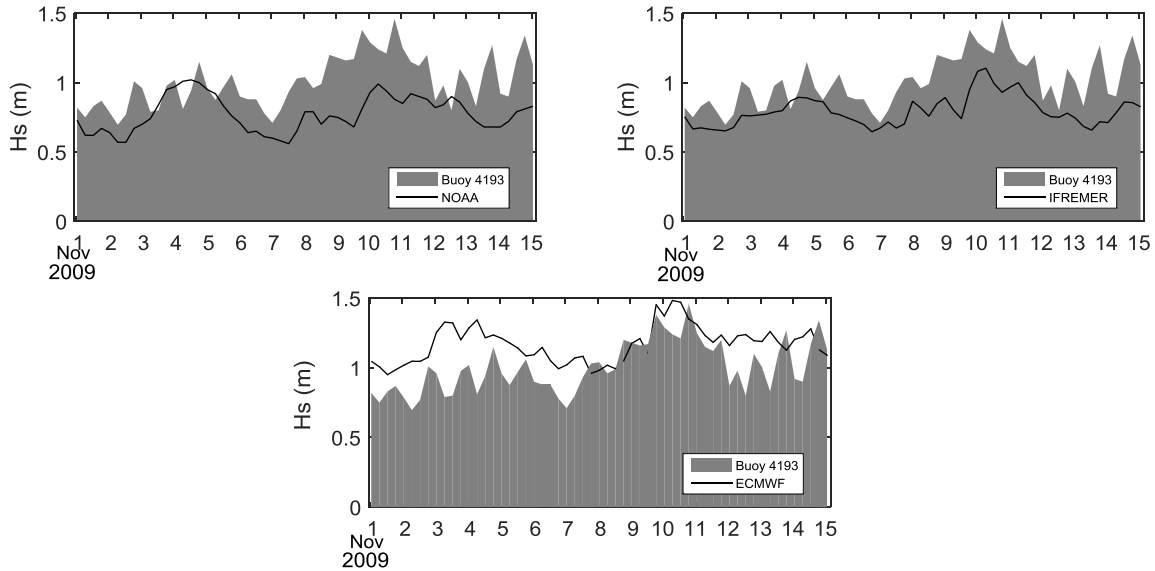


Figura 2.5. Comparación de la altura significativa de ola entre datos instrumentales de la boya 41193 y datos de reanálisis.

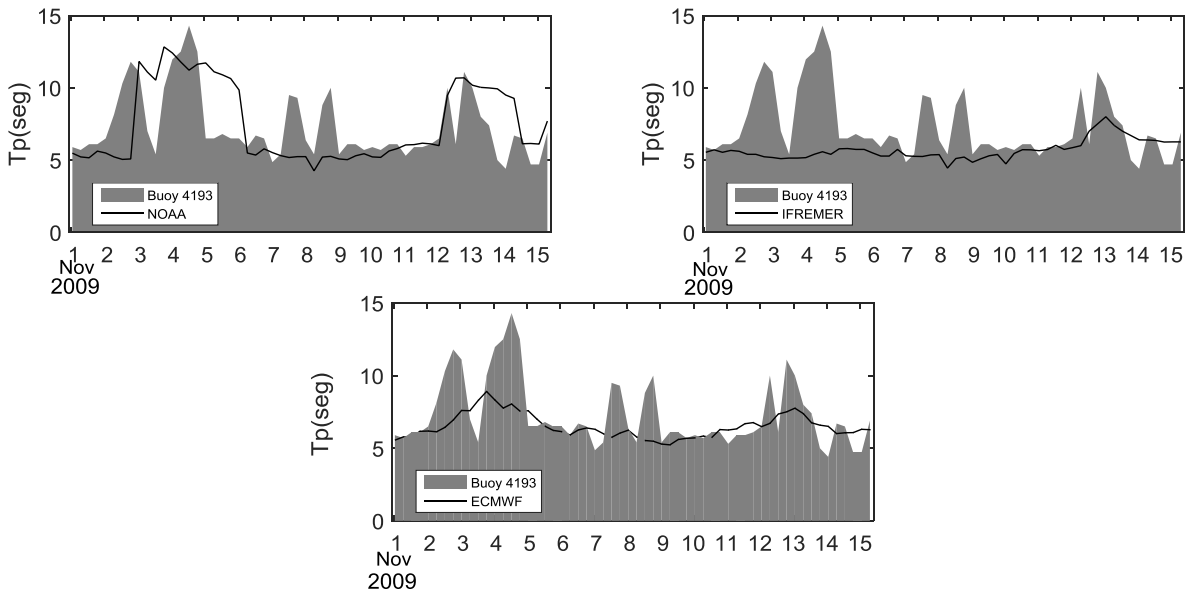


Figura 2.6. Comparación del periodo pico del oleaje entre datos instrumentales de la boya 41194 y datos de reanálisis.

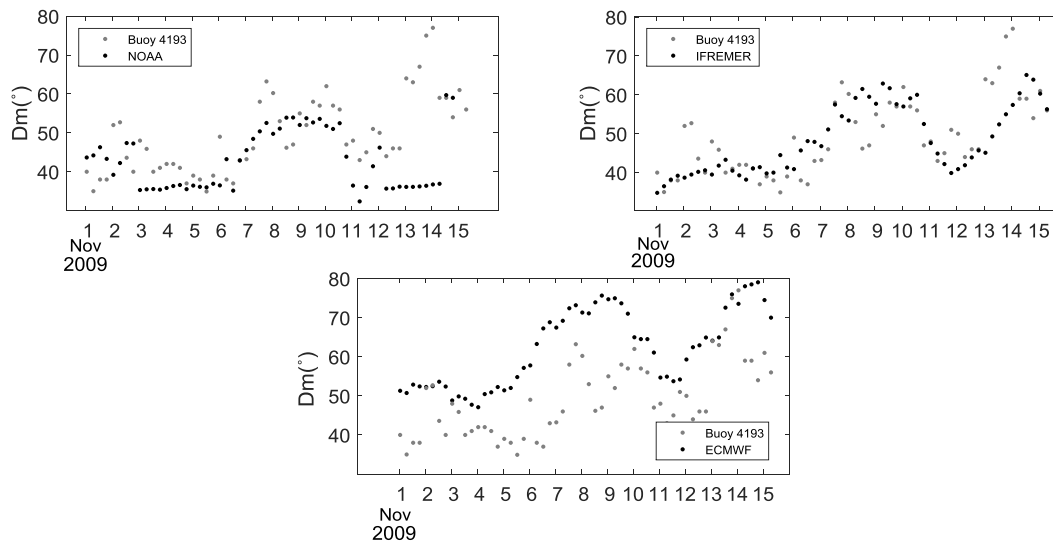


Figura 2.7. Comparación de la dirección media del oleaje entre datos instrumentales de la boya 41194 y datos de reanálisis.

La Tabla 2.3 muestra que los parámetros Hs y Tp de las bases de datos de reanálisis IFREMER y NOAA tienen la mayor similitud con los datos de medición. Para el parámetro Hs la base de datos de IFREMER es la de mayor fiabilidad con un índice de Willmott y Pearson de 0.85 y 0.73, respectivamente. Los datos de Tp por otro lado no tienen gran similitud con los datos instrumentales, la mejor aproximación la presenta la base de datos de la NOAA con índice de Willmott y Pearson de 0.8 y 0.67, respectivamente.

Tabla 2.3. Índices de correlación estadística de la boya 41193.

HS	Willmott	Bias	RMSE	Pearson
NOAA	0.8	-0.12	0.25	0.73
ECMWF	0.66	0.26	0.37	0.72
IFREMER	0.85	0.00097	0.20	0.73
INVEMAR	0.64	0.25	0.36	0.65
TP	Willmott	Bias	RMSE	Pearson
NOAA	0.80	-0.04	0.8	0.67
ECMWF	0.57	-0.04	0.77	0.49
IFREMER	0.78	-0.01	0.68	0.71
INVEMAR	0.57	0.08	0.90	0.57

Finalmente, para la boya 42058 del Caribe central se observa en la Figura 2.8 los datos de Hs producto de modelos de reanálisis con los datos instrumentales registrados en un tiempo aproximado de 4 años, mostrando que las alturas de ola frecuentes en la zona se encuentran entre 1 y 3 metros. La Figura 2.9 muestra la similitud del periodo pico del oleaje entre los

datos de reanálisis con los de medición, registrando valores aproximados entre 5 y 8 segundos.

La Figura 2.10 muestra una similitud entre la dirección media del oleaje de los datos instrumentales y de reanálisis, donde la dirección predominante del oleaje es el noreste. Se observa que la boya 42058 al estar ubicada en el caribe central logra captar las elevaciones en los parámetros del oleaje debido a la temporada de huracanes [24]. La Figura 2.11 muestra la capacidad de los modelos de reanálisis de reproducir eventos extremos, en este caso el paso del huracán Matthew ocurrido en de Octubre del 2016.

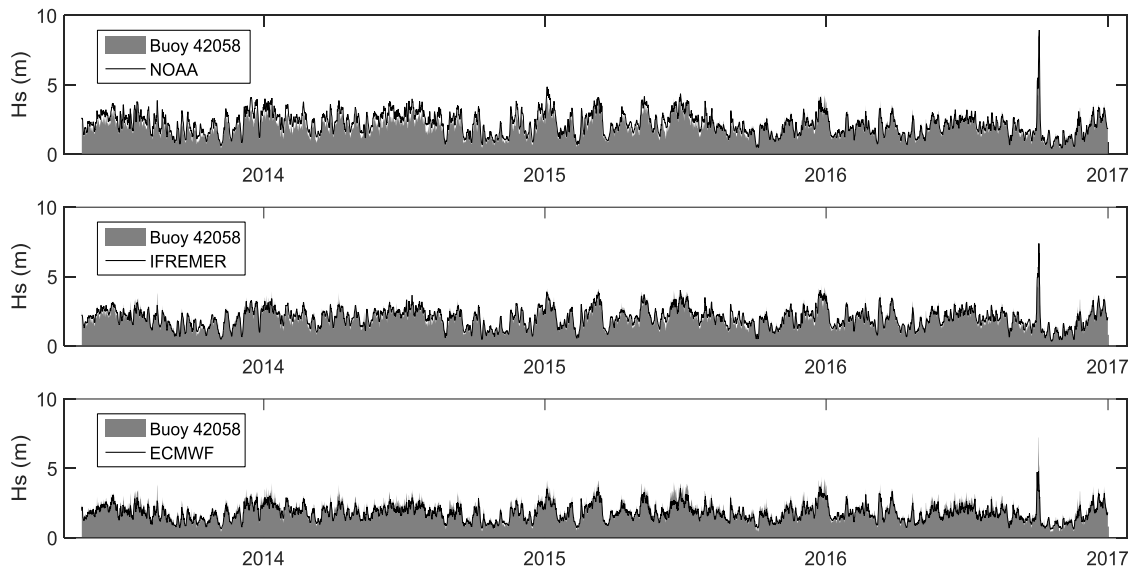


Figura 2.8. Comparación de la altura significativa de ola entre datos instrumentales de la boya 42058 y datos de reanálisis.

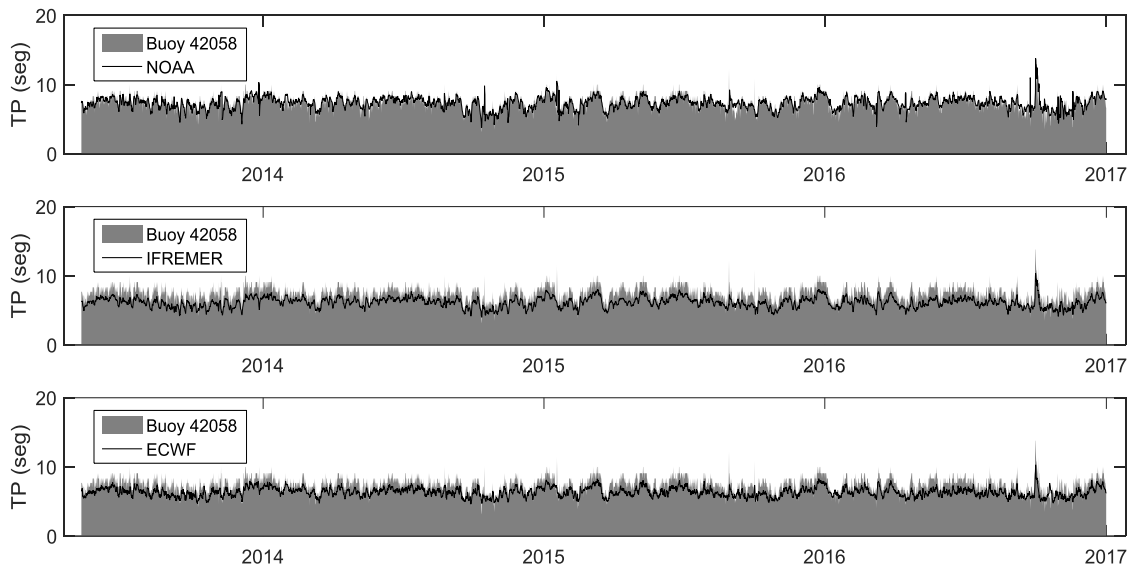


Figura 2.9. Comparación del periodo pico del oleaje entre datos instrumentales de la boya 42058 y datos de reanálisis.

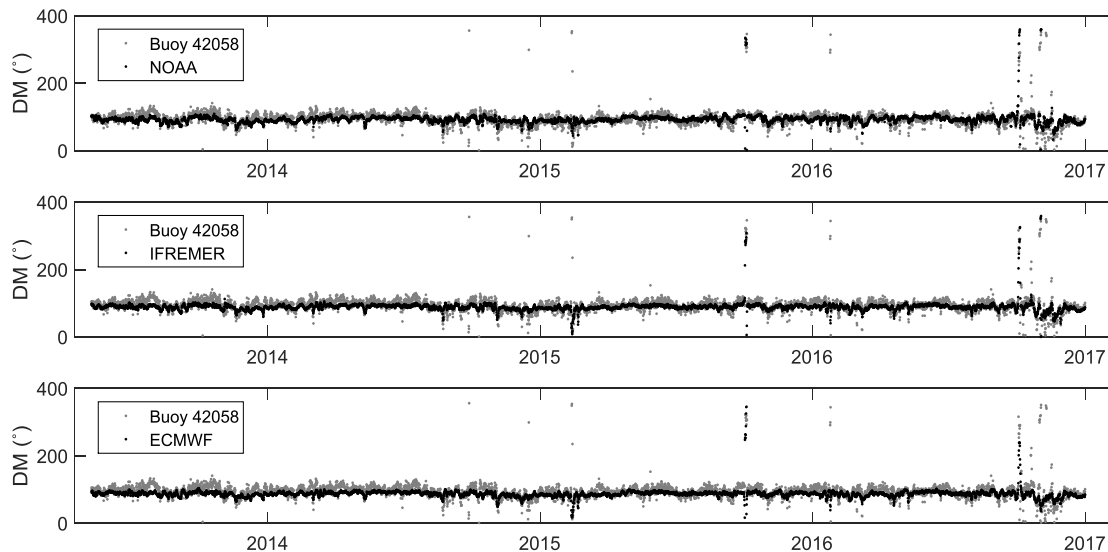


Figura 2.10. Comparación de la dirección media del oleaje entre datos instrumentales de la boya 42058 y datos de reanálisis.

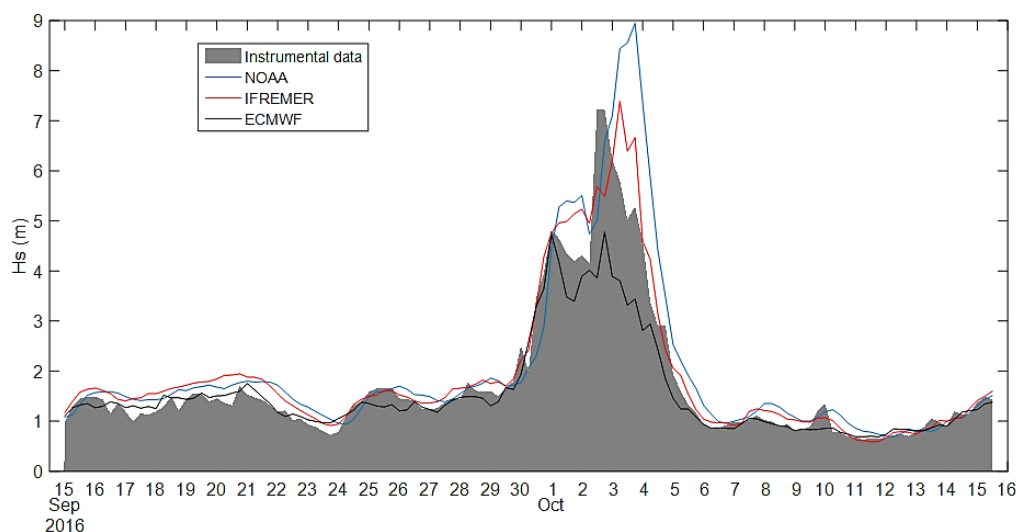


Figura 2.11. Comparación entre la altura significativa de ola de las bases de datos y la boya 42058 en el periodo del huracán Matthew.

La Tabla 2.3 muestra los índices de correlación entre los datos de la boya 42058 y las bases de datos de reanálisis, se observa que para el parámetro de Hs la base de datos más fiable es IFREMER con un índice de Willmott y Pearson de 0.97 y 0.95, respectivamente e índices de bias y RMSE de 0.02 y 0.22, respectivamente. Los datos de Tp por otro lado no tienen gran similitud con los datos instrumentales, la mejor aproximación la presenta la base de datos de la NOAA con índice de Willmott y Pearson de 0.72 y 0.59, respectivamente, tendiendo a sobreestimar los datos acorde con el índice de bias de 0.009.

Tabla 2.3. Índices de correlación estadística de la boya 42058.

HS	Willmott	Bias	RMSE	Pearson
NOAA	0.93	0.11	0.39	0.91
ECMWF	0.93	-0.09	0.33	0.93
IFREMER	0.97	0.02	0.22	0.95
TP	Willmott	Bias	RMSE	Pearson
NOAA	0.72	0.009	1.14	0.59
ECMWF	0.57	-0.12	1.47	0.56
IFREMER	0.58	-0.15	1.58	0.6

2.4. Análisis de resultados

Las comparaciones realizadas entre los datos instrumentales y las bases de datos de reanálisis, muestran que estas últimas son herramientas que logran caracterizar las condiciones de oleaje presentes en el Caribe colombiano. Se observa que las bases de datos generadas con el modelo numérico Wave Watch III tienen mayor similitud con los datos instrumentales.

Los resultados en los tres puntos de comparación coinciden que la base de datos más fiable en términos de altura significativa de ola es la generada por IFREMER, mientras que la base de datos más fiable en términos del periodo pico del oleaje es la generada por la NOAA, a pesar de que el parámetro de Hs es mucho más representativo en el diseño de estructuras costeras, se selecciona la base de datos de la NOAA, debido a que cuenta con una mejor resolución espacial (0.16°) y cubre un periodo temporal mayor (38 años), tal como se muestra en la Tabla 2.1. La Figura 2.12 presenta la diferencia en resolución espacial de las bases de datos de IFREMER y NOAA, observando que esta última cuenta con una malla de información mucho más fina, lo cual facilita el poder aplicar las metodologías de refinamiento de escala a evaluar.

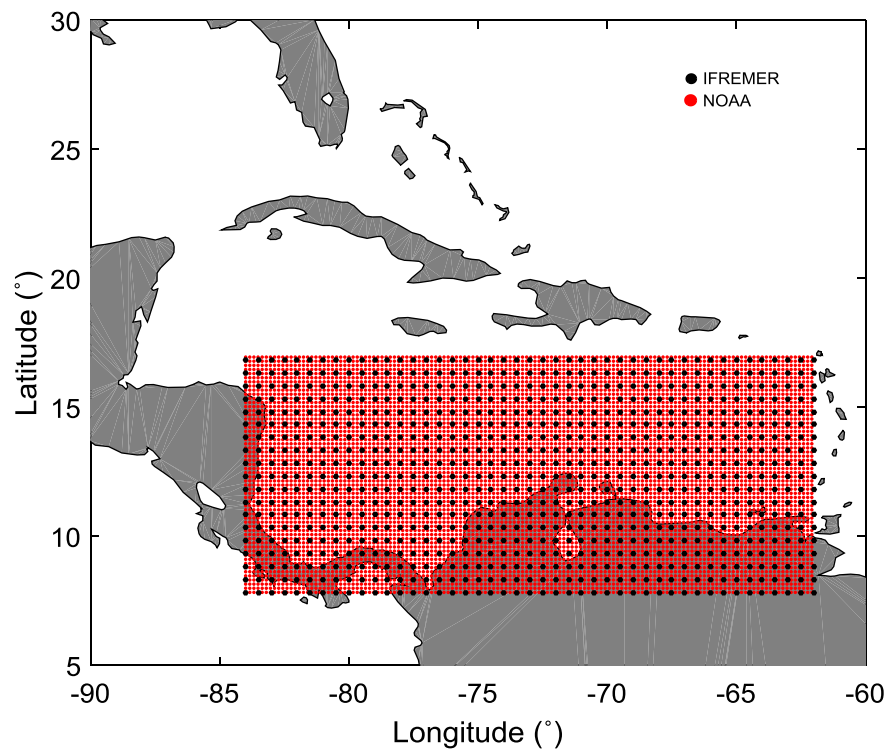


Figura 2.12. Resolución espacial de la base de datos de reanálisis de IFREMER y NOAA.

Acorde a las comparaciones realizadas la base de datos de reanálisis de oleaje seleccionada para la comparación de las metodologías de reducción de escala es la desarrollada por la NOAA. El criterio de selección no fue en base solo a los índices de correlación calculados, también se consideró la resolución espacial y cobertura temporal, donde la base de datos de la NOAA mostro ser las más completa en comparación a las demás.

3. METODOLOGÍA DINÁMICA

RESUMEN

El objetivo de este capítulo es realizar un refinamiento de escala dinámica, para luego ser comparado con metodologías de refinamiento de escala estadística e híbrida. Para esto se modela el oleaje en la zona de estudio en modo no estacionario usando el modelo numérico SWAN (Simulating Waves Nearshore, versión 41.10) y usando como condición de frontera series sintéticas de 38 años de reanálisis de oleaje y viento generados por NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) cuya selección y descripción se muestra en el capítulo 2. Los resultados muestran que la propagación dinámica de series de oleaje, presenta resultados que logran reproducir de manera adecuada las condiciones reales de oleaje a pesar de necesitar un alto tiempo de computo, resultando dicha reducción de escala en una base de datos de reanálisis a escala fina en la zona de estudio.

3.1. Introducción

Los datos de oleaje pueden obtenerse con modelos numéricos, los cuales permiten reproducir las condiciones a las que se expone las olas viajeras a medida que se acercan a la costa.

Para este estudio se utilizó el modelo numérico SWAN el cual simula el espectro de energía por efecto de la propagación de oleaje desde aguas profundas y la generación de oleaje por acción del viento local [25]. En SWAN el oleaje es descrito mediante el espectro de densidad de la acción de onda. Dicho espectro varía espacial y temporalmente según la ecuación de balance de acción:

$$\frac{\partial}{\partial t}(N) + \frac{\partial}{\partial x}(C_x N) + \frac{\partial}{\partial y}(C_y N) + \frac{\partial}{\partial \sigma}(C_\sigma N) + \frac{\partial}{\partial \vartheta}(C_\vartheta N) = \frac{S}{\sigma} \quad (3.1)$$

Donde el primer término de la parte izquierda representa la variación local en el tiempo de la densidad de la acción, el segundo y tercer término representan la variación en las coordenadas geográficas, el cuarto termino representa la variación debida al desplazamiento de frecuencias por profundidad y corrientes, el quinto termino representa las variaciones debidas a la refracción (por profundidad o por corriente). El término en la derecha es el término fuente de energía, este puede ser representado como la superposición de diferentes términos fuente, cada uno de ellos representando un tipo de proceso diferente:

$$S = S_{in} + S_{nl} + S_{ds} \quad (3.2)$$

S_{in} es el término debido a la transferencia de energía del viento a las olas, S_{nl} representa las interacciones entre olas no lineales (tanto las interacciones entre cuádrupletes como las interacciones entre triadas) y S_{ds} el debido al white-capping (descrestamiento), las interacciones de las olas con el fondo y en aguas muy someras la rotura de oleaje debido a la profundidad.

3.2. Metodología

La Figura 3.1 muestra la ubicación de la malla computacional en la zona de estudio, también se observa la ubicación de la boya 41194 (Bocas de Ceniza) utilizada para calibrar el modelo y un punto de validación correspondiente a una campaña de monitoreo realizada por el grupo de investigación GEO4. Las características de la malla computacional empleada en la modelación se muestran en la Tabla 3.1.

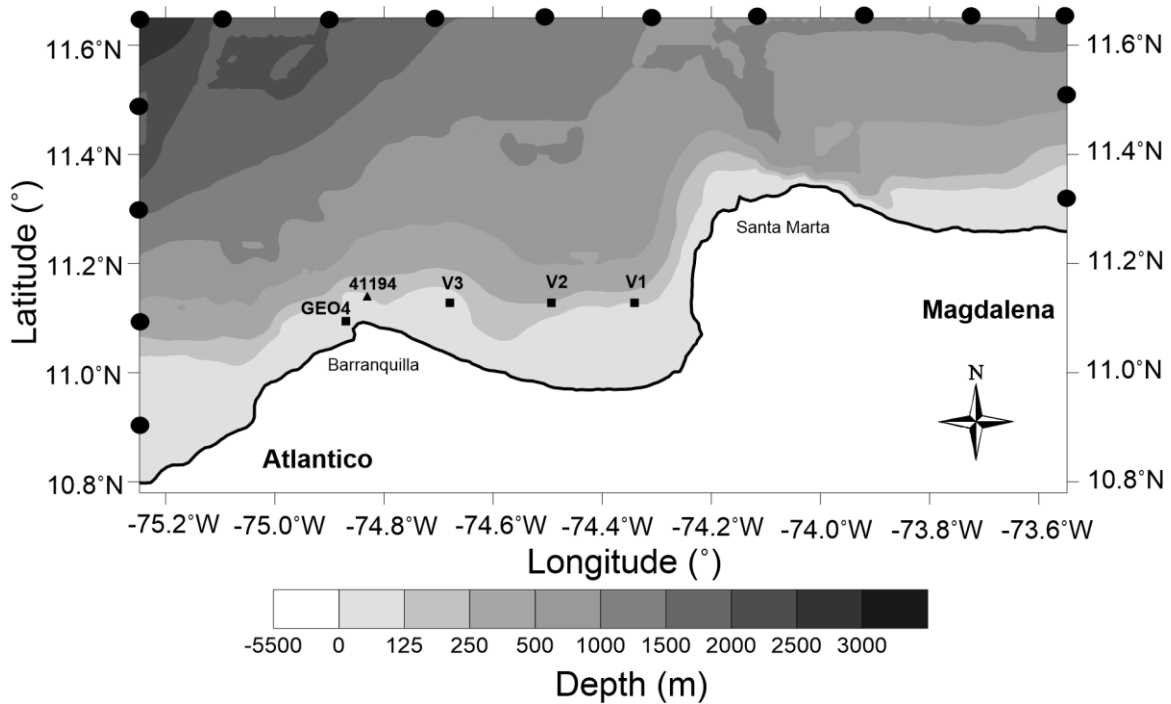


Figura 3.1. Malla batimétrica de la zona de estudio con las posiciones de los puntos de calibración, validación y puntos de datos de entrada del modelo.

Tabla 3.1. Características de la malla computacional

Longitud máxima / mínima (grados) -73.547 / -75.247	Latitud máxima / mínima (grados) 11.655 / 10.775
Tamaño de la celda (grados) 0.01 x 0.01	Numero de celdas 171 x 88 = 15048
Bins de frecuencia 20	Frecuencia máxima / mínima (Hz) 0.333 / 0.046
Resolución direccional (grados) 10	

La batimetría empleada en el modelo se generó a partir de la integración de los datos en aguas profundas de la base de datos GEBCO (General Bathymetric Chart of the Oceans) cuya resolución espacial es de 30 segundos y las cartas náuticas de DIMAR de la zona (041, 406, 407, 804, 826, 827, 828) [26].

Acorde a lo concluido en el capítulo 2 las condiciones de frontera, que alimentan el modelo son los datos de reanálisis de oleaje y viento del modelo Wave Watch III de la NOAA [13]. Debido a la extensión de la zona de estudio y la buena resolución espacial de los datos de reanálisis, se contó con 16 boyas virtuales en la frontera de la malla computacional. Las coordenadas de las boyas seleccionadas para la propagación de los casos de oleaje en la zona de estudio se muestran en la Tabla 3.1 y su ubicación espacial se observada en la Figura 3.1.

Tabla 3.2. Coordenadas de las boyas virtuales WVIII en la frontera de la zona de estudio.

MAGDALENA						
BOYA	Frontera Este		Frontera Norte		Frontera Oeste	
	Latitud	Longitud	Latitud	Longitud	Latitud	Longitud
BV1	11,500°N	75,167°W	11,667°N	75,167°W	11,667°N	73,667°W
BV2	11,333°N	75,167°W	11,667°N	75,000°W	11,500°N	73,667°W
BV3	11,167°N	75,167°W	11,667°N	74,833°W	11,333°N	73,667°W
BV4	11,000°N	75,167°W	11,667°N	74,667°W		
BV5			11,667°N	74,500°W		
BV6			11,667°N	74,333°W		
BV7			11,667°N	74,167°W		
BV8			11,667°N	74,000°W		
BV9			11,667°N	73,833°W		
BV10			11,667°N	73,667°W		

Se realizó un análisis de sensibilidad a la malla computacional con el objetivo de escoger el mejor paso de tiempo y tamaño de celda, para optimizar el recurso computacional (tiempo de simulación). Para la realización del análisis de sensibilidad del modelo SWAN, se eligió el paso de tiempo de 1.5 horas y a partir de los datos batimétricos de la zona de estudio, se crearon tres mallas con resoluciones de 0.005 grados (0,50 m aprox.), 0.01 grados (1,11 Km aprox) y 0.02 grados (2,22 Km aprox.). También se analizó si el efecto de la acción de viento en la generación de oleaje era o no representativo en la zona de estudio. Los resultados de las simulaciones con las diferentes mallas son comparados con los datos de la boya de 41194.

En la etapa de calibración se variaron algunos parámetros físicos del modelo hasta encontrar la configuración que permite los mejores resultados con respecto a los datos instrumentales. Los parámetros calibrados fueron: modelo de rotura del oleaje, modelo de fricción por fondo, interacciones onda – onda, whitecapping y crecimiento de oleaje por la acción del viento. Con el objetivo de validar la calibración del modelo, se simulan las condiciones de oleaje en otro sitio y en otro periodo de tiempo, donde se comparan datos modelados con los datos instrumentales recolectados en una campaña de monitoreo del grupo de investigación GEO4, realizada del 19 de Diciembre del 2015 hasta el 21 de Enero del 2014, los datos correspondientes a esta campaña fueron medidos utilizando un aquadopp profiler, ubicado en las coordenadas $11^{\circ} 5'55.19''N$ y $74^{\circ}53'17.47''O$ (Figura 3.1); la resolución temporal a la cual fue configurado el equipo para la medición de los parámetros de oleaje fue de una hora.

Finalmente calibrado y validado el modelo numérico se procede a aplicar la metodología de refinamiento dinámica, correspondiente a la propagación de oleaje en la frontera en modo no estacionario.

3.3. Resultados

3.3.1. Análisis de sensibilidad

Los resultados de las series de tiempo generadas con SWAN para cada una de las configuraciones anteriores se muestran en la Figura 3.2.

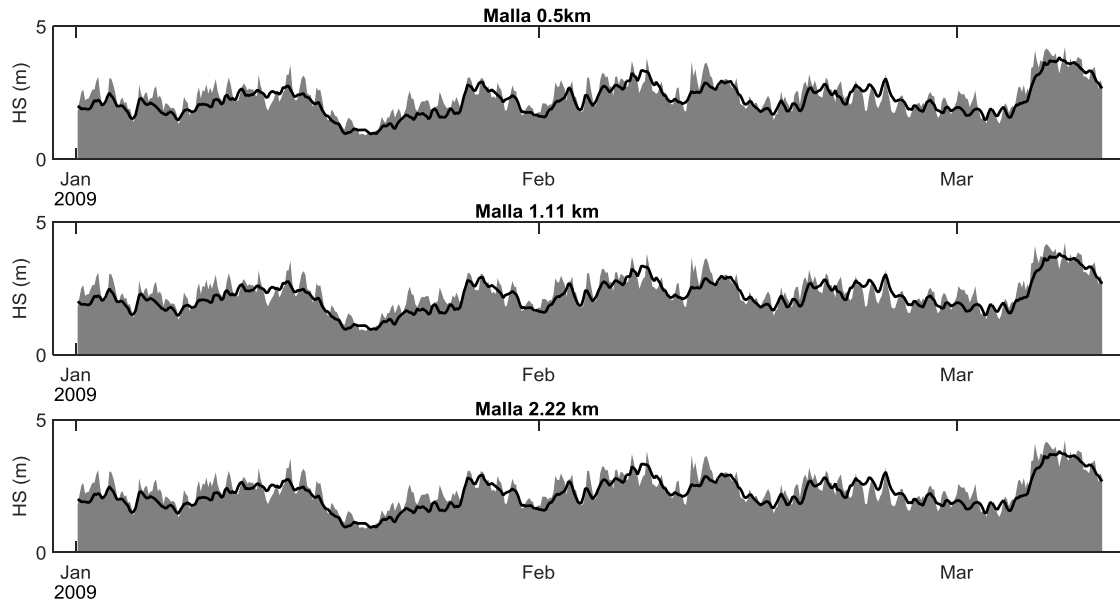


Figura 3.2. Análisis de sensibilidad en la resolución de la malla de cálculo.

Para cuantificar el grado de ajuste de las series de tiempo medidas por la boya y las calculadas por el modelo SWAN, la Tabla 3.3 muestra los índices de bondad de ajuste (Willmott, Bias, Pearson RMSE).

Tabla 3.3. Índices de correlación estadística para la resolución de la malla computacional.

Resolución de la Malla	WILLMOTT	BIAS	PEARSON	RMSE
0.5 km	0.91	-0.068	0.86	0.359
1.11 km	0.90	-0.069	0.86	0.360
2.22 km	0.90	-0.069	0.85	0.360

Como se observa en la Figura 3.2 y la Tabla 3.3, las pruebas de índice de Willmott y Pearson aplicadas a las series de tiempo calculadas con SWAN para el punto de la boya 41194, muestran que los tres escenarios presentan un buen ajuste que asciende al 90% y 85%, respectivamente, una desviación negativa de 6.8% (subestimación) y un error cuadrático medio de 35%. Valores de índices de Willmott cercanos al 90% ya ha sido reportados en la aplicación de SWAN en aguas profundas [27]. Por otra parte los resultados del estudio de sensibilidad nos permiten establecer que la mejor configuración para modelaciones es la configuración 2 (1.11 km) debido a que computacionalmente es más eficiente que la configuración 1 (0.5 km), y las diferencias en los índices de correlación calculados no son significativas.

La Figura 3.3 muestra la comparación de la altura significativa de ola generada por el modelo con y sin la acción del viento, la Tabla 3.4 presenta que si no se considera la acción del viento los índices de Willmot y Pearson desmejoran en un 30 % aproximadamente, el índice Bias muestra que la subestimación del modelo pasa de un 6% a un 29% y el error cuadradito medio muestra aumenta hasta 78%. Estos resultados son muestra que para el modelo la acción del viento es significativa en la generación del oleaje, haciendo que los resultados se asemejen más a la realidad.

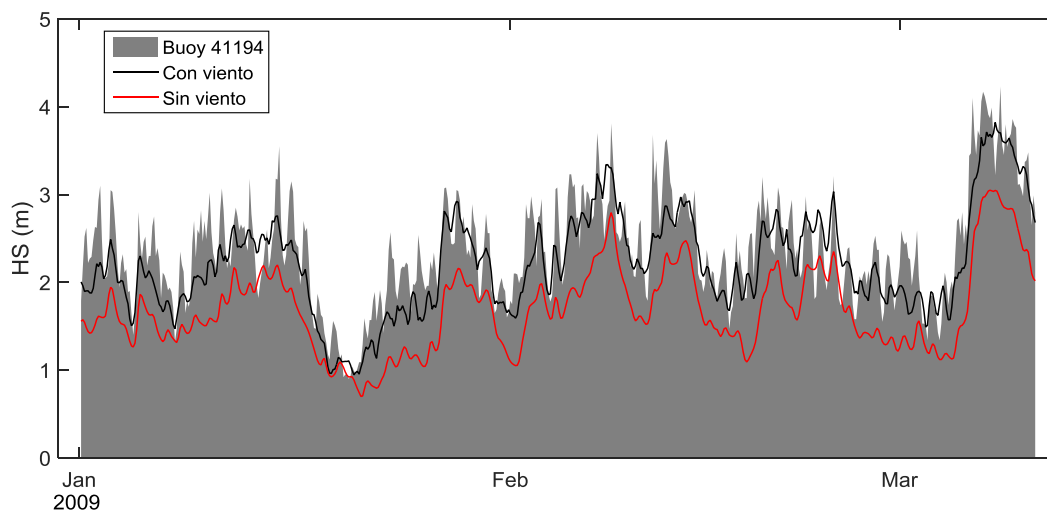


Figura 3.3. Comparación entre las series de altura significativa de ola con viento y sin viento.

Tabla 3.4. Índices de correlación estadística de la acción del viento en la altura significativa de ola.

	WILLMOTT	BIAS	PEARSON	RMSE
Con viento	0.91	-0.07	0.86	0.36
Sin viento	0.66	-0.29	0.81	0.78

3.3.2. Calibración

Los escenarios simulados y los resultados de los índices de bondad de ajuste se presentan en la Tabla 3.5 para la boya de DIMAR 41194. Allí se puede observar que los resultados no variaron sensiblemente para los diferentes escenarios evaluados. Sin embargo, algunas mejoras se observan cuando se incluye la parametrización de fricción por fondo de Madsen *et al.* (1988). Si bien la mejora es pequeña, el efecto de la fricción por fondo puede ser mucho más significativo para zonas cercanas a la costa, donde la fricción generará una disipación de energía que hará las simulaciones más realistas. Por tanto, de la fase de calibración se obtiene que la configuración del modelo que mejor reproduce las mediciones de las boyas instrumentales es: i) Generación de oleaje por viento utilizando el modelo de Komen; ii) inclusión de interacción de triadas y cuádrupletas; y iii) Fricción de fondo según

la parametrización de Madsen. Información sobre esta configuración es ampliada en el presente capítulo.

Tabla 3.5. Índices de correlación estadística de escenarios modelados para la boya de Bocas de Ceniza.

PARAMETROS	WILLMOTT	BIAS	PEARSON	RMSE
CASO BASE (Gen3 KOM + TRIAD + QUAD)	0.91	-0.05	0.85	0.35
+ Whitecapping	0.90	-0.07	0.84	0.39
+ Fric RIP	0.92	-0.02	0.85	0.34
+ Fric COLL	0.90	-0.07	0.84	0.39
+ Fric MAD	0.92	-0.07	0.86	0.34
+ AGROW	0.91	-0.05	0.85	0.35
+ AGROW + Fric RIP	0.92	-0.02	0.85	0.34
+ AGROW + Fric MAD	0.91	-0.06	0.85	0.35
Con Gen3 JANS	0.62	0.44	0.85	1.16
Con Gen3 WESTH	0.89	-0.09	0.85	0.39

La Figura 3.4 muestra como el modelo logra predecir los ascensos y descensos de las serie de datos instrumentales en un 92% acorde con el índice de Willmott y 86% el índice de correlación de Pearson. El índice de Bias muestra que el modelo tiende a subestimar los datos instrumentales en un 0.7%.

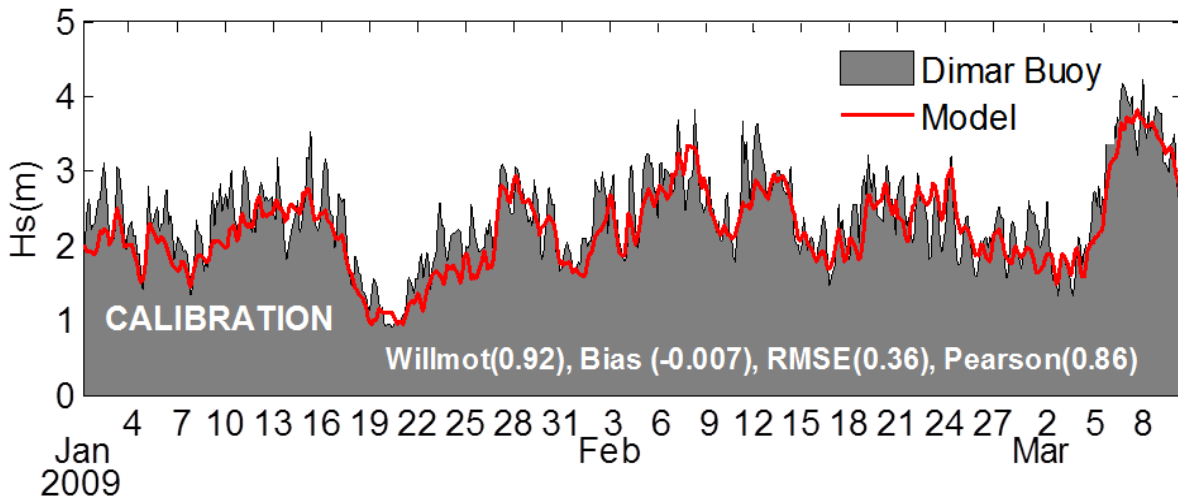


Figura 3.4. Calibración del modelo SWAN.

3.3.3. Validación

La Figura 3.5 muestra que la capacidad del modelo de replicar los datos instrumentales, con un índice de Willmot de 80% y una tendencia a sobreestimar las mediciones, con un índice de Bias de 0.3%. Esto muestra la validez de los datos modelados.

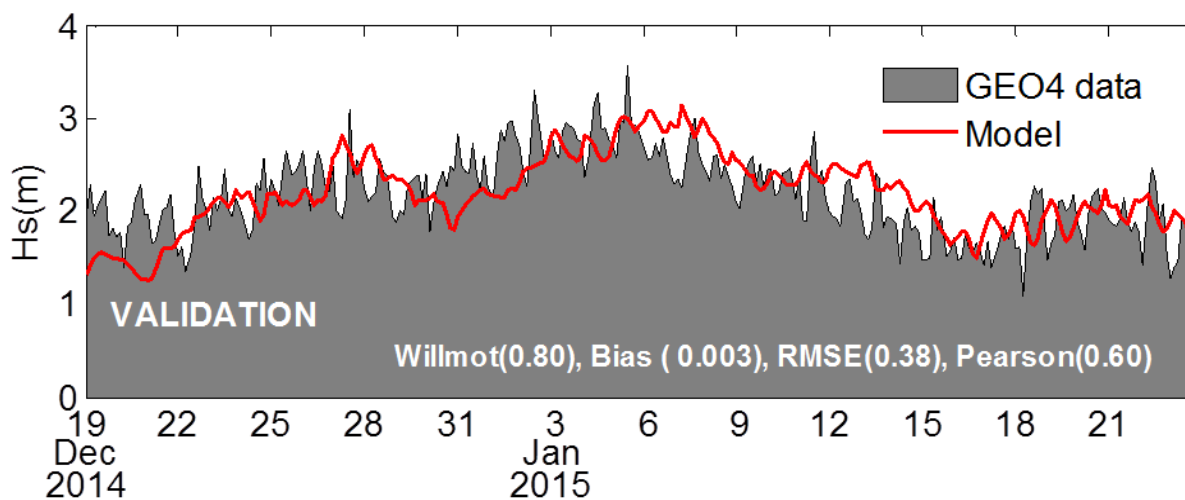


Figura 3.5. Validación del modelo.

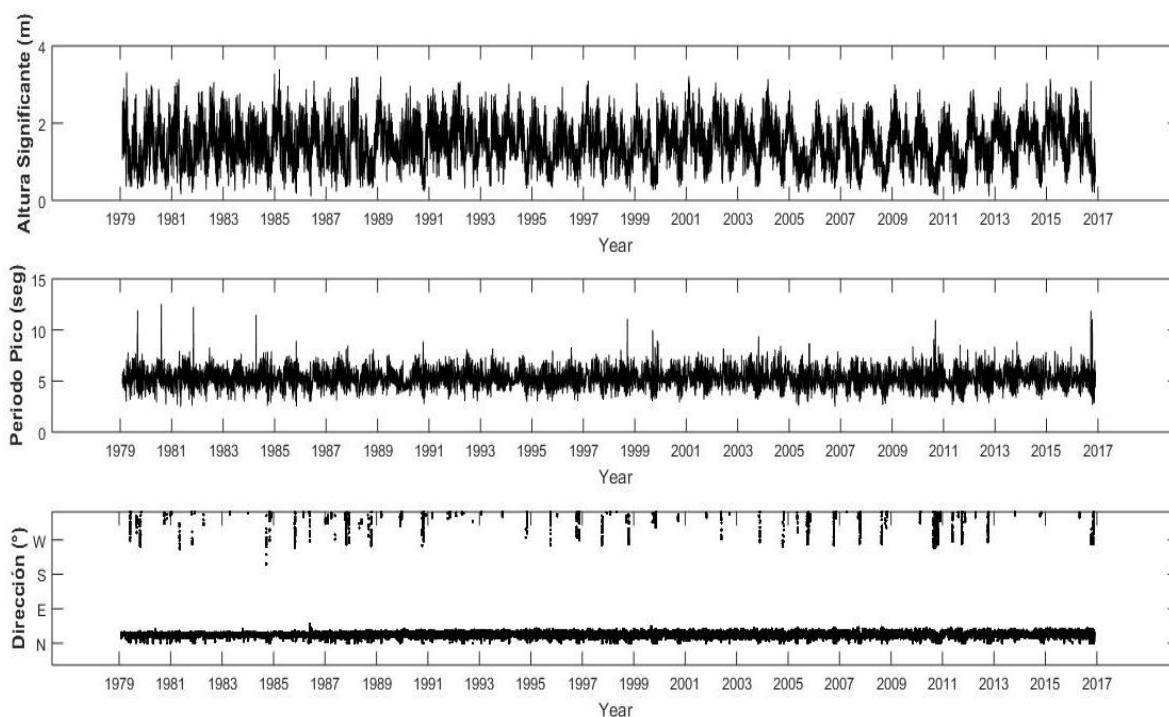


Figura 3.6. Ejemplo del reanálisis en aguas someras.

3.1.1. Modelación dinámica

Terminada la fase de validación del modelo se implementa la metodología dinámica, obteniendo como resultado series de tiempo de oleaje en aguas someras que abarcan un periodo temporal entre [1979/02/01 – 2016/12/31]. Ejemplo de este producto es mostrado en la Figura 3.6 donde se muestran las series de tiempo de Hs, Tp y Dm para el punto de validación V1 (Figura 3.1).

3.1.2. Validación de la metodología

La Figura 3.7 muestra que la serie de altura de ola generada por la metodología dinámica logra reproducir los datos instrumentales en cortos periodos temporales, lo cual muestra la fiabilidad de la metodología empleada

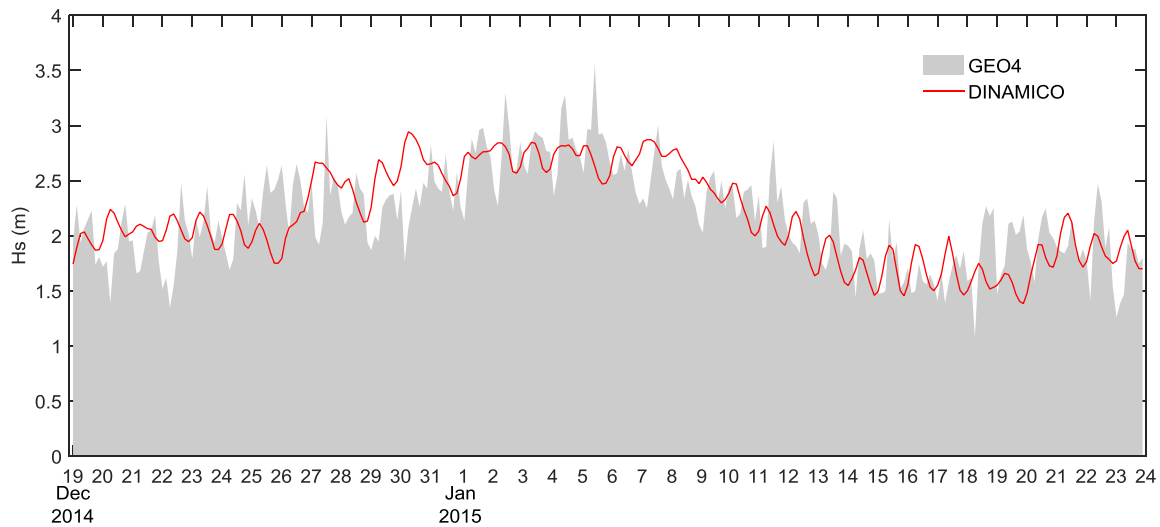


Figura 3.7. Comparación de serie de altura de ola significativa generada por la metodología dinámica y datos instrumentales del grupo de investigación GEO4.

La Tabla 3.6 muestra que los resultados de la metodología dinámica muestran una correlación de 82% según el índice de Willmott y 68% según el índice de Pearson. Un error cuadradito medio es de 0.34. Bias muestra una tendencia de la serie a subestimar los datos instrumentales en menos de un 0.001%.

Tabla 3.6. Índices de correlación estadística entre la altura de ola generada por la metodología híbrida y datos instrumentales.

WILLMOTT	BIAS	PEARSON	RMSE
0.82	-0.0001	0.68	0.34

Debido a la corta cantidad de datos instrumentales y a la necesidad de comparar los resultados con series de tiempo más extensas, la metodología es comparada con puntos (V1, V2 y V3) de reanálisis de NOAA que se encuentran dentro del dominio computacional su ubicación es mostrada en la Figura 3.1.

Se realiza una comparación con las funciones de probabilidad acumulada para cada uno parámetro del oleaje en los tres puntos de comparación. La Figura 3.8 muestra que la altura de ola reproducida por el modelo tiene mayor semejanza en el punto V3 y peores resultados en el punto V1, esto muestra que el modelo le cuesta reproducir los fenómenos físicos de refracción y difracción del oleaje.

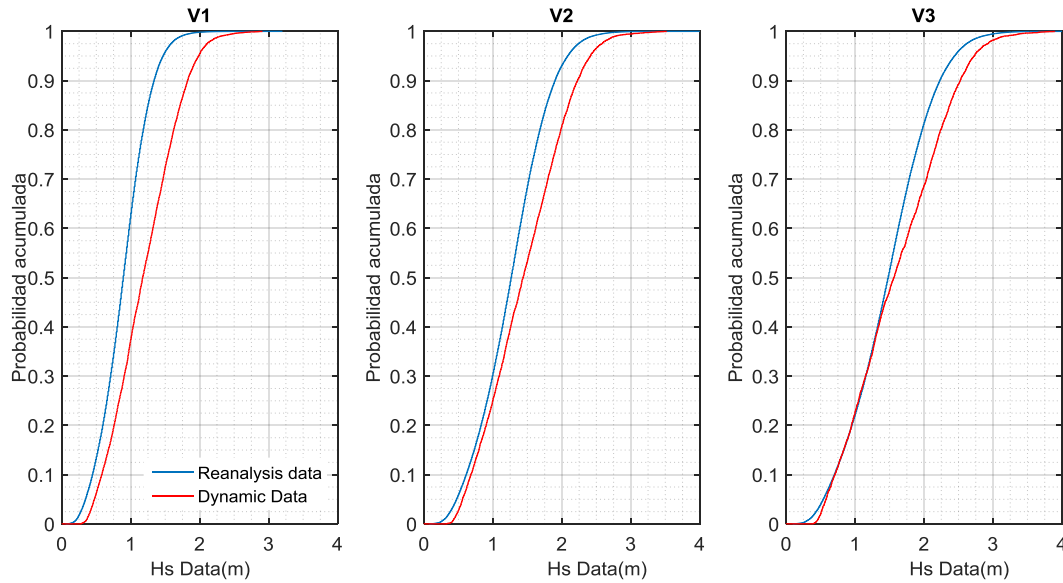


Figura 3.8. Comparación entre funciones acumuladas de probabilidad de Hs entre datos de reanálisis y metodología dinámica.

La Figura 3.9 muestra que en los tres puntos de comparación el periodo pico de la ola es un parámetro que está subestimando la metodología dinámica.

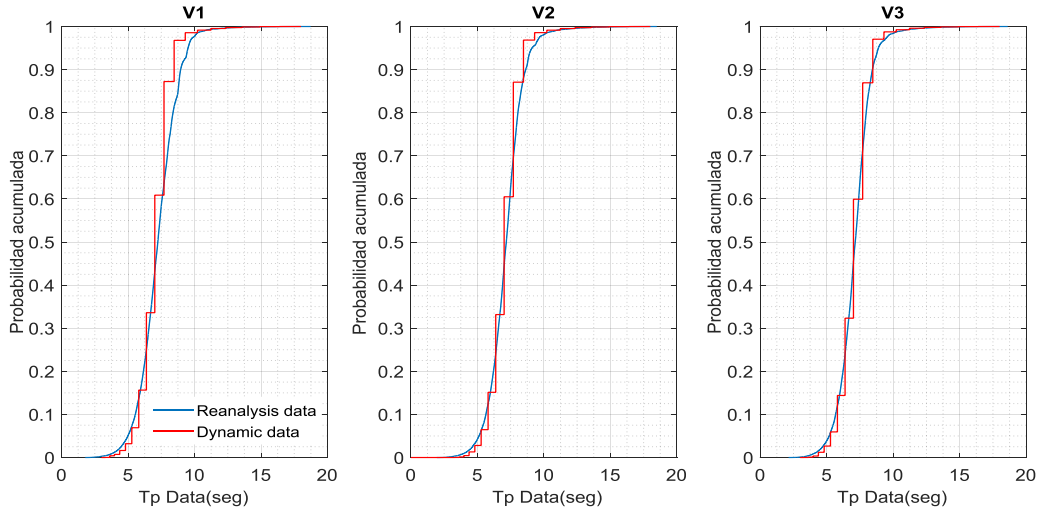


Figura 3.9. Comparación entre funciones acumuladas de probabilidad de Tp entre datos de reanálisis y metodología dinámica.

La Figura 3.10 muestra que la dirección media del oleaje es reproducida es buena medida por la metodología dinámica, llegando incluso a captar las direcciones provenientes del N y NW, las cuales acorde a lo encontrado en el capítulo 4 tienen cierto grado de ocurrencia en la zona de estudio.

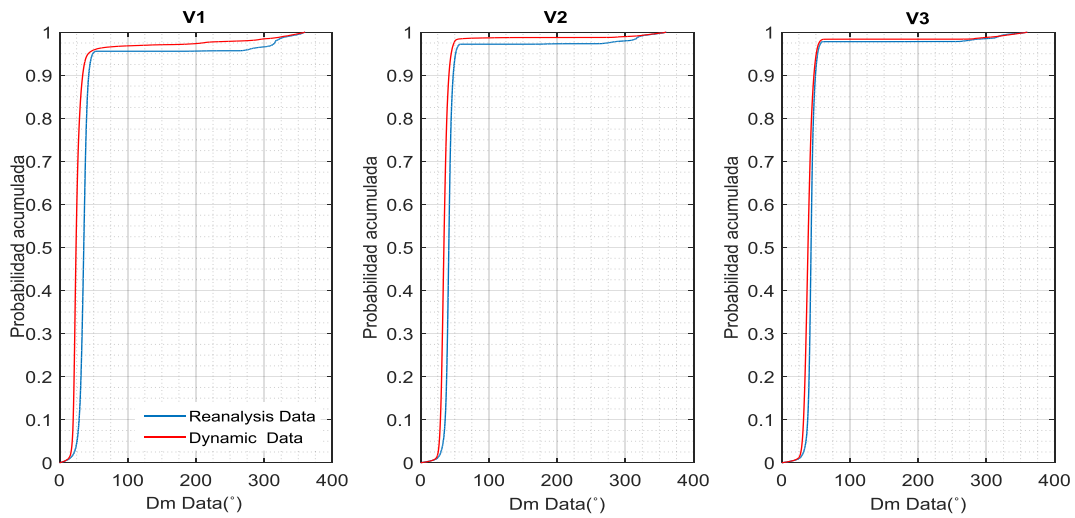


Figura 3.10. Comparación entre funciones acumuladas de probabilidad de Dm entre datos de reanálisis y metodología híbrida.

En la Tabla 3.7 se observa que el índice de Willmott muestra una alta correlación de 97% y 93% en los puntos V3 y V2, respectivamente, el punto V1 a pesar de verse afectado por la refracción y difracción del oleaje, este muestra un 83% de correlación con los datos de

reanálisis. El índice de Bias muestra que los resultados tienden a sobreestimar los datos de reanálisis, en especial en el punto V1 donde está es mayor al 40%. El índice de Pearson confirma una alta correlación mostrando que todos los puntos muestran valores mayores al 95%. El error cuadrático medio de los puntos V1, V2 y V3 es de 36%, 28% y 23%, respectivamente.

Tabla 3.7. Índices de correlación estadística entre la altura de ola generada por la metodología dinámica y datos de reanálisis.

HS	WILLMOTT	BIAS	PEARSON	RMSE
V3	0.97	0.13	0.99	0.23
V2	0.93	0.20	0.99	0.28
V1	0.83	0.38	0.98	0.36

En la Tabla 3.8 se presentan los índices de correlación entre el periodo pico de la metodología híbrida y datos de reanálisis. El índice de Willmott muestra una correlación superior al 80% en los tres puntos de comparación. Bias muestra que en los tres puntos la metodología tiende a subestimar hasta un 3%.

Tabla 3.8. Índices de correlación estadística entre el periodo pico de ola generada por la metodología dinámica y datos de reanálisis.

TP	WILLMOTT	BIAS	PEARSON	RMSE
V3	0.89	-0.002	0.80	0.77
V2	0.89	-0.01	0.81	0.88
V1	0.84	-0.03	0.72	1.11

3.2. Análisis de resultados

A partir de los datos de las boyas virtuales del modelo WWIII de la NOAA, cercanas al litoral del departamento del Magdalena, se implementó el modelo espectral de oleaje SWAN para este sector.

El proceso de calibración y validación determinó que al aplicar el índice de Willmott a las series de tiempo calculadas con SWAN para el punto de la boya de DIMAR 41194, se encontró un buen ajuste que asciende al 89.5% y una desviación negativa de 4% (subestimación) para mejor la configuración elegida. Estos valores son consistentes con los reportados en la literatura.

Se comprobó la robustez del modelo calibrado y validado a partir de la comparación de las series modeladas con SWAN y las medidas por un aquadopp en otra ubicación diferente dentro de la malla computacional. Los valores de los índices de Willmott y de Bias encontrados para esta validación fueron de 80% y 0.3% respectivamente.

La metodología de refinamiento de escala dinámica muestra que es posible generar un reanálisis en aguas cercanas a la costa a una escala detallada, con un costo computacional de 5 días aproximadamente, lo cual hace esta metodología poco funcional.

ANEXOS

A continuación una explicación de los parámetros y coeficientes seleccionados en la calibración.

KOMen: El crecimiento de las olas debido al viento en el modelo SWAN es descrito por la ecuación:

$$S_{in}(\sigma, \theta) = A + BE(\sigma, \theta) \quad (3.3)$$

Donde A describe el crecimiento lineal y BE el crecimiento exponencial. SWAN basa sus cálculos en la velocidad del viento a diez metros de altura U_{10} , pero en realidad el modelo utiliza la velocidad U_* . Para pasar de U_{10} a U_* el modelo el modelo utiliza:

$$U_*^2 = C_D U_{10}^2 \quad (3.4)$$

En donde C_D es el coeficiente de arrastre expuesto por Wu et al. (1982). KOMen muestra un crecimiento lineal del oleaje debido a la acción del viento, por ende el cálculo del parámetro A esta dado por:

$$A = \frac{1.5 \times 10^{-3}}{2\pi g^2} (U * \max[0, \cos\theta - \theta_w])^4 H \quad (3.5)$$

$$H = \left\{ - \left(\frac{\sigma}{\sigma_{PM}^*} \right)^{-4} \right\}, \sigma_{PM}^* = \frac{0.13g}{2 * U_*} 2\pi \quad (3.6)$$

En donde θ_w es la dirección del viento, H es el filtro y σ_{PM}^* es la frecuencia pico del estado del mar totalmente desarrollado acorde con Pierson and Moskowitz (1964) reformulado en términos de la fricción de la velocidad del viento (Delft University of Technology, 2016).

TRIADadas, QUADrupletas: La interacciones no lineales ola-ola en aguas profundas e intermedias son denominadas cuádrupletas, estas dominan la evolución del espectro, transfiriendo energía del pico del espectro a bajas frecuencias. La interacciones no lineales olea-ola en aguas someras se conocen con el nombre de triadas, en este caso las bajas frecuencias transfieren energía a las altas frecuencias del espectro dando como resultado altos armónicos (Beji and Battjes, 1993).

SWAN trabaja las interacciones no lineales con la metodología de interacción discreta aproximada (DIA), donde las interacciones dependen de la anchura del espectro direccional del oleaje y la resolución frecuencial.

MADsen: En el modelo SWAN en aguas someras las partículas de agua en la superficie se ven influenciadas por el fondo marino. Esta interacción fue descrita inicialmente por Shemdin et al. (1978), donde se tuvo en cuenta procesos claves como: el movimiento de un fondo blando, percolación en un fondo poroso y fricción en la capa límite inferior. El primer proceso da como resultado una redistribución local de la energía de las olas mediante la dispersión de componentes de la onda. Los otros dos son disipativos y dependen de las condiciones del fondo. Para mares con plataforma continental con fondos arenosos, el mecanismo dominante es la fricción por fondo expresada por (Bertotti and Cavaleri, 1994):

$$S_{ds,b} = -C_b \frac{\sigma^2}{g^2 \sinh^2 kd} E(\sigma, \theta) \quad (3.7)$$

Donde C_b es el coeficiente de fricción por fondo. Para Madsen et al. (1988) el coeficiente de fricción es función de la rugosidad del fondo y de las condiciones del oleaje, está definido por:

$$C_b = f_w \frac{g}{\sqrt{2}} U_{rms} \quad (3.8)$$

Donde U_{rms} es el movimiento orbital de las partículas de agua en el fondo y f_w es un factor de fricción no lineal estimado por la formulación de Jonsson (1966) basada en la amplitud del movimiento de la onda cerca al fondo.

4. METODOLOGÍA ESTADÍSTICA

RESUMEN

En este capítulo se genera un reanálisis a escala fina en aguas someras usando el modelo numérico SWAN, a partir de la propagación de treinta estados de mar representativos del oleaje en la frontera del modelo. Estos casos representativos se seleccionaron en base a un análisis de probabilidad conjunta por dirección de la altura significativa (H_s) y periodo pico (T_p). Estos casos son propagados en modo estacionario generando en aguas someras treinta estados de mar en los puntos de salida del modelo. Posteriormente se realiza una reconstrucción de la serie con funciones de transferencia lineal, basadas en la relación entre los estadísticos en aguas profundas y someras. La metodología muestra resultados fiables al compararlos con datos instrumentales y una reducción del tiempo computacional en tres órdenes de magnitud (1000x) en comparación a un refinamiento de escala dinámica.

4.1. Introducción

El tiempo de cómputo representa una limitante en la modelación de procesos costeros, el modelo SWAN es un modelo que promedia la fase, este se basa en la conservación de la energía espectral, y asume que las propiedades de las olas varían lentamente a escala de longitud de onda [28]. Debido a esto las propagaciones no estacionarias en el modelo generan alto gasto computacional.

Aun cuando un problema sea computable, puede que no sea posible resolverlo en la práctica si se requiere de mucha memoria o tiempo de ejecución. La teoría de la complejidad computacional estudia las necesidades de memoria, tiempo y otros recursos computacionales para resolver problemas; de esta manera es posible explicar por qué unos problemas son más difíciles de resolver que otros [29]. Esta teoría tiene aplicación en casi todas las áreas de conocimiento donde se desee resolver un problema computacionalmente, debido a esto los investigadores no solo desean resolver computacionalmente un problema, estos buscan la forma más eficiente de hacerlo [30].

Metodologías de refinamiento donde se implementa una relación entre estados de mar en aguas someras y profundas ya han sido estudiadas [31], mostrando que la relación entre estados de mar puede expresarse mediante una función de transferencia, la cual puede ser lineal, gaussiana exponencial o canónica [32]. Estas funciones consideran los fenómenos físicos de refracción y asomeramiento a los que se ve expuesto el oleaje [33]. A

continuación se explicara el método más sencillo para el refinamiento de escala, utilizando probabilidad conjunta y funciones de transferencia lineal, para reconstruir el campo espacial del oleaje en aguas someras en función de condiciones en aguas profundas.

4.2. Metodología

La reducción de escala estadística consiste en propagaciones estacionarias de estados de mar en aguas profundidad ubicados en la frontera del modelo, obtenidos a partir de un análisis estadístico. La metodología es descrita en los siguientes pasos:

4.2.1. Análisis direccional

Tiene como objeto conocer la dirección predominante del oleaje en la zona de estudio. Para esto se realizan rosas de oleaje de cada una de las boyas virtuales o puntos de reanálisis ubicados en la frontera del modelo ubicados en los puntos negros de la Figura 3.1.

4.2.2. Análisis de probabilidad conjunta

Acorde con lo observado en el análisis direccional se realiza la probabilidad conjunta de H_s y T_p para las direcciones predominantes, de las boyas virtuales en la frontera del modelo. Esta probabilidad conjunta o histograma bidimensional se refiere a la probabilidad de que ocurra una altura de ola, sabiendo que también ocurre un periodo pico específico, el cálculo de la probabilidad conjunta no implica una relación causal o temporal entre H_s y T_p . En base a este análisis se seleccionan 30 estados de mar representativos de las condiciones de oleaje en aguas profundas, la selección se realiza discretizando en rangos los valores de H_s y T_p , seleccionando el caso más probable de cada rango de oleaje, se toman 30 casos debido a que la teoría de muestreo indica que para hacer estimaciones estadísticamente representativas de una población, se debe tener un número mínimo de 30 muestras [34].

4.2.3. Propagación estacionaria

Estos 30 casos seleccionados son propagados con el modelo numérico SWAN en modo estacionario, teniendo presente el mejor escenario de propagación obtenido en la fase de calibración del modelo, explicada en el capítulo 3.3.2.

4.2.4. Reconstrucción de la series

La relación de los casos en aguas someras y profundas se presenta por medio de un gráfico de dispersión, al cual se le realiza un ajuste lineal, este corresponde a una función polinómica de primer grado; es decir, una función cuya representación en el plano cartesiano es una línea recta de la forma: $f(x) = mx + b$ donde x representa una variable real, en este caso los parámetros del oleaje, m corresponde la pendiente de la recta y b el punto de corte con el eje y [35]. Este ajuste lineal es realizado para cada estadístico del oleaje (H_s , T_p , D_m) en aguas profundas, dando como resultado la serie temporal en aguas

someras. El punto de reanálisis en aguas profundas seleccionado para el ajuste depende de la dirección de propagación del oleaje, ya que esta se ve afectada por los fenómenos físicos como la refracción y difracción, debido a los puntos (aguas someras y profundas) utilizados para el ajuste lineal varían desentendiendo la propagación del oleaje en la zona de estudio.

4.3. Resultados

4.3.1. Análisis direccional

Las figuras Figura 4.1- Figura 4.3 muestran que el oleaje en la zona de estudio proviene mayoritariamente del noreste. Resultados de este tipo se han expuesto en investigaciones previas [36], donde se muestra que la dirección de propagación de las olas en aguas profundas está influenciada por la dirección del viento [37]. La numeración de las boyas virtuales es en sentido oeste – este para la frontera norte y en sentido sur – norte para las fronteras este y oeste.

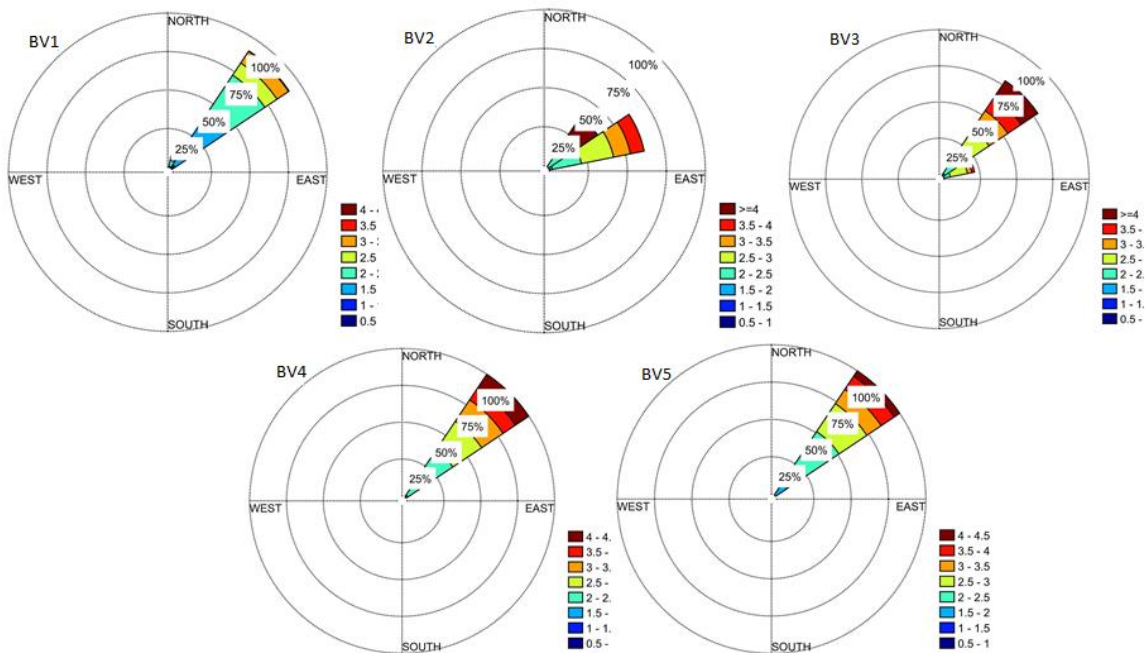


Figura 4.1. Rosas de oleaje en la frontera oeste de la zona de estudio.

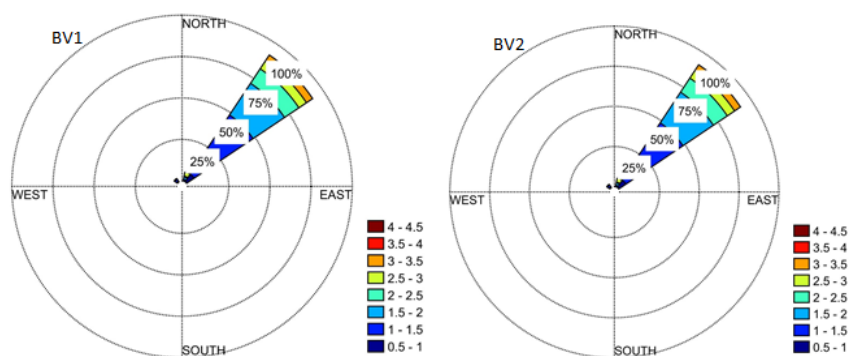


Figura 4.2. Rosas de oleaje en la frontera este de la zona de estudio.

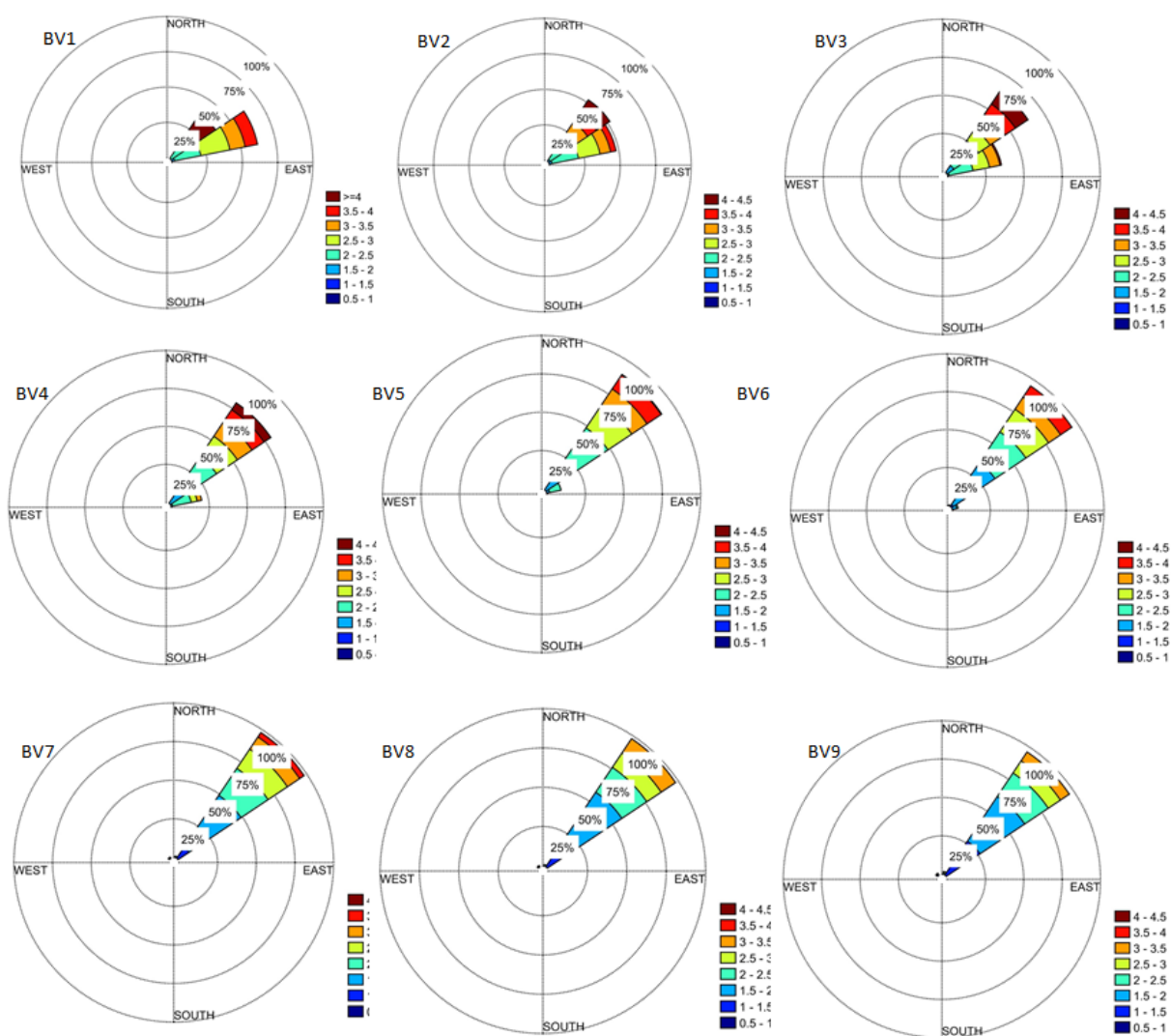


Figura 4.3. Rosas de oleaje en la frontera norte de la zona de estudio.

La Tabla 4.1 confirma lo encontrado en las rosas de oleaje donde todas las boyas virtuales en la frontera muestran que en un porcentaje mayor del 95% el oleaje proviene del noreste, la segunda dirección más probable es la noroeste 1%, seguida por la dirección norte 0.6%, las cuales están perpendiculares a la línea de costa, por consecuente representan estados de mar energéticos, que podrían tener impactos representativos en la dinámica costera de la zona de estudio.

Tabla 4.1. Porcentaje de ocurrencia de oleaje por cada dirección.

	Boya \ Dirección	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW
Frontera oeste	BV1	2.0	95.0	0.0	0.0	0.0	0.2	1.3	1.2
	BV2	0.8	96.8	0.0	0.0	0.0	0.4	0.8	0.8
	BV3	0.6	97.1	0.0	0.0	0.0	0.6	0.6	0.7
	BV4	0.6	97.1	0.1	0.0	0.0	0.7	0.5	0.6
	BV5	0.6	96.6	0.7	0.0	0.1	0.7	0.4	0.7
Frontera norte	BV1	0.5	96.9	0.4	0.0	0.1	0.6	0.4	0.7
	BV2	0.5	97.1	0.3	0.0	0.0	0.5	0.5	0.7
	BV3	0.6	97.2	0.2	0.0	0.0	0.4	0.6	0.7
	BV4	0.6	97.2	0.1	0.0	0.0	0.3	0.6	0.8
	BV5	0.6	97.2	0.1	0.0	0.0	0.2	0.7	0.9
	BV6	0.6	97.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.7	1.0
	BV7	0.7	97.2	0.0	0.0	0.0	0.1	0.7	1.0
	BV8	0.7	97.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.7	1.1
	BV9	0.8	97.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.6	1.1
Frontera este	BV1	1.0	96.8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.5	1.4
	BV2	1.7	96.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.6

4.3.2. Análisis de probabilidad conjunta

La Figura 4.4 muestra la probabilidad de ocurrencia H_s y T_p , de la dirección noreste, para las 5 boyas virtuales ubicadas en la frontera oeste del modelo, entre más vivos sean los colores implica que los casos se hacen más probables y por tanto los otros se hacen menos probables, lo que implica menor variabilidad. Se observa que en las boyas virtuales con mayor distancia a la costa la probabilidad conjunta entre H_s y T_p aumenta, siendo más probable estados de mar con valores de H_s de 2.6m y T_p de 7.8 s, aproximadamente. También se puede observar la poca variabilidad espacial del oleaje en la frontera oeste de la zona de estudio delimitada.

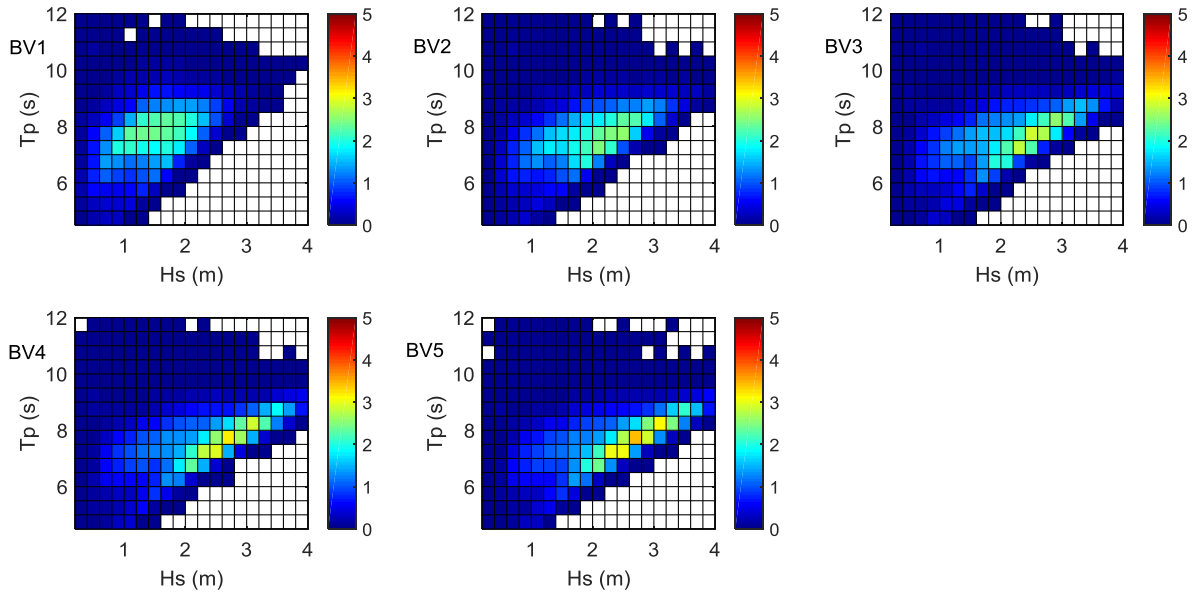


Figura 4.4. Probabilidad conjunta del oleaje proveniente de la dirección noreste de boyas virtuales en la frontera Oeste.

La Figura 4.5 muestra la probabilidad de ocurrencia H_s y T_p , de la dirección noreste, para las dos boyas virtuales ubicadas en la frontera este del modelo. Se observa que para las dos boyas virtuales los estados de mar más probables corresponden a valores de H_s de 1.2 m y T_p de 7 seg, aproximadamente. Se observa que la variabilidad espacial del oleaje en esta zona es muy baja, pero difiere de las otras fronteras.

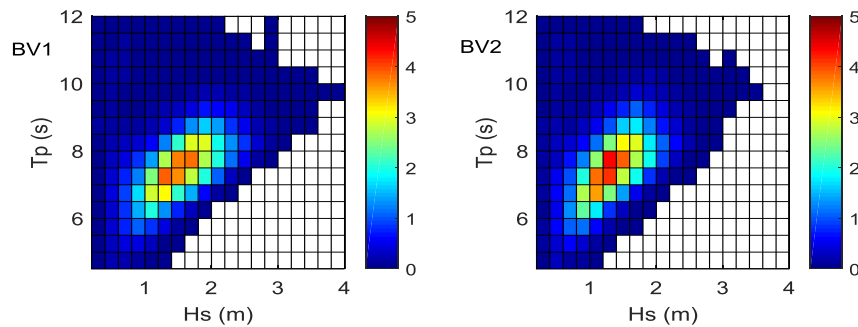


Figura 4.5. Probabilidad conjunta del oleaje proveniente de la dirección noreste de las boyas virtuales en la frontera Este.

La Figura 4.5 muestra la probabilidad de ocurrencia H_s y T_p , de la dirección noreste, para las nueve boyas virtuales ubicadas en la frontera norte del modelo. Se observa una leve variabilidad del oleaje, en las primeras 6 boyas virtuales los estados de mar más comunes corresponden a valores de H_s de 2.8 m y T_p 8 s, aproximadamente, mientras que en las

boyas virtuales 7,8 y 9 los estados de mar más probables corresponden a valores de H_s de 2 m y periodos de 6 s, aproximadamente, esta variación es debido a la difracción del oleaje en el sector de Santa Marta.

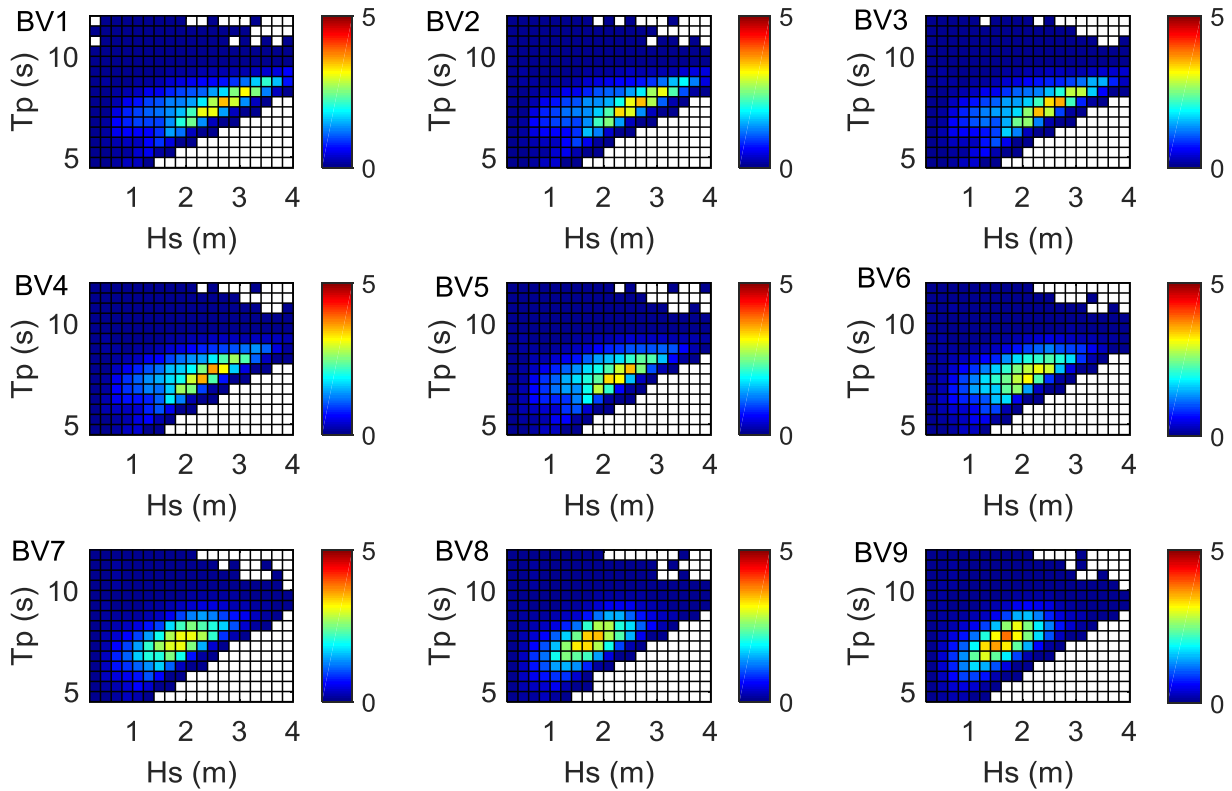


Figura 4.6. Probabilidad conjunta del oleaje proveniente de la dirección noreste de las boyas virtuales en la frontera Norte.

4.3.3. Propagación estacionaria

En base a los análisis estadísticos realizados se seleccionan los 30 estados de mar más probables en la zona de estudio, la Tabla 4.2 muestra el esquema de selección de casos para la dirección noreste, se observa que tanto las variables de altura significativa y periodo pico son discretizadas en rangos de ocurrencia, representados por una marca de clase (color rojo), en color verde están los estados de mar seleccionados correspondiente los de mayor porcentaje de ocurrencia de la intersección de cada rango. Seleccionados los estados de mar estos son propagados en modo estacionario en el modelo. Los casos seleccionados se observan en la Tabla 4.3, donde el 87% de los casos seleccionados provienen de la dirección noreste, la cual acorde con las rosas de oleaje realizadas es la dirección predominante en la zona de estudio.

Tabla 4.2. Esquema de selección de casos de la metodología estadística

NE	Rango Tp (seg)	4-4.5	4.5-5	5-5.5	5.5-6	6-6.5	6.5-7	7-7.5	7.5-8	8-8.5	8.5-9	9-9.5	9.5-10	10-10.5	10.5-11	11-11.5	11.5-12
Rango Hs (m)	Marca de clase	4.3	4.8	5.3	5.8	6.3	6.8	7.3	7.8	8.3	8.8	9.3	9.8	10.3	10.8	11.3	11.8
0-0.2	0.1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.02	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00
0.2-0.4	0.3	0.06	0.09	0.11	0.08	0.10	0.09	0.09	0.09	0.10	0.07	0.04	0.05	0.04	0.03	0.02	0.02
0.4-0.6	0.5	0.13	0.29	0.51	0.57	0.53	0.46	0.33	0.21	0.21	0.15	0.10	0.11	0.10	0.09	0.06	0.05
0.6-0.8	0.7	0.17	0.30	0.68	1.24	1.39	1.15	0.71	0.39	0.20	0.10	0.08	0.11	0.14	0.13	0.06	0.06
0.8-1	0.9	0.26	0.25	0.57	1.32	1.78	1.82	1.26	0.58	0.27	0.16	0.08	0.06	0.06	0.05	0.03	0.04
1-1.2	1	0.17	0.31	0.45	1.08	2.08	2.26	1.72	0.84	0.41	0.25	0.11	0.05	0.02	0.01	0.02	0.02
1.2-1.4	1.3	0.01	0.19	0.46	0.82	1.87	2.50	2.12	1.17	0.49	0.33	0.13	0.08	0.03	0.01	0.00	0.01
1.4-1.6	1.5	0.00	0.02	0.27	0.73	1.38	2.32	2.31	1.35	0.56	0.31	0.11	0.07	0.03	0.01	0.01	0.00
1.6-1.8	1.7	0.00	0.00	0.05	0.58	1.27	2.10	2.47	1.80	0.75	0.34	0.11	0.05	0.03	0.01	0.01	0.00
1.8-2	1.9	0.00	0.00	0.00	0.18	1.06	1.85	2.22	1.98	0.90	0.32	0.09	0.04	0.02	0.01	0.00	0.00
2-2.2	2.1	0.00	0.00	0.00	0.02	0.56	1.62	1.99	1.84	1.00	0.32	0.08	0.03	0.02	0.01	0.00	0.00
2.2-2.4	2.3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.13	1.18	1.79	1.60	0.97	0.32	0.07	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00
2.4-2.6	2.5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.56	1.61	1.55	0.88	0.33	0.07	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00
2.6-2.8	2.7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	1.07	1.39	0.74	0.26	0.05	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00
2.8-3	2.9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.46	1.25	0.71	0.21	0.05	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
3-3.2	3.1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.91	0.70	0.18	0.04	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
3.2-3.4	3.3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.44	0.66	0.17	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
3.4-3.6	3.5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.55	0.18	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
3.6-3.8	3.7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.27	0.18	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
3.8-4	3.9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.15	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Tabla 4.3. Estados de mar seleccionados

CASO	DIRECCION	HS	TP
1	NE	0.1	7.3
2	NE	0.3	5.3
3	NE	0.5	5.8
4	NE	0.7	6.3
5	NE	0.9	6.8
6	NE	1.0	6.8
7	NE	1.3	6.8
8	NE	1.5	6.8
9	NE	1.7	6.8
10	NE	1.9	7.3
11	NE	2.1	7.3
12	NE	2.3	7.3
13	NE	2.5	7.3
14	NE	2.7	7.3
15	NE	2.9	7.8
16	NE	3.1	7.8
17	NE	3.3	7.8
18	NE	3.5	8.3
19	NE	3.7	8.3
20	NE	3.9	8.3
21	NE	1.9	8.8

22	NE	2.3	7.3
23	NE	2.7	7.8
24	NE	3.3	8.3
25	NE	3.9	8.8
26	NE	0.7	6.3
27	N	0.9	6.8
28	NW	0.5	5.8
29	NW	0.5	6.8
30	N	1.0	6.8

La Figura 4.7 muestra el ejemplo de un caso propagado en modo estacionario en el modelo SWAN, este corresponde al caso 20, uno estado de mar más energético que se presenta en el área de estudio, se observa las mayores alturas de ola en el sector próximo a la desembocadura del rio Magdalena, mientras que las menores alturas de ola se encuentran próximas al municipio de Ciénaga, lo cual concuerda con investigaciones realizadas [38]. La figura también muestra como el oleaje cambia su dirección a medida que se aproxima la línea de costa debido al fenómeno físico de refracción, se observa difracción en el sector de Santa Marta, por consiguiente se tienen valores bajos valores de H_s entre los 0,5m y 1,5 m, aproximadamente.

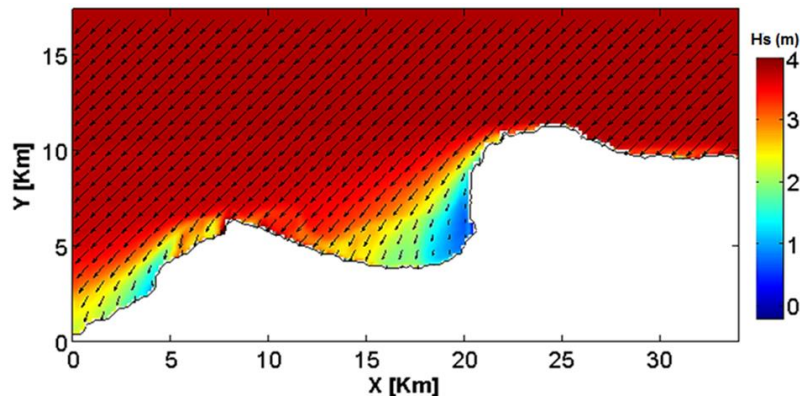


Figura 4.7. Propagación estacionaria del estado de mar más energético.

4.3.4. Reconstrucción de la serie

La Figura 3.1 muestra los puntos GEO4, V1, V2 y V3, en cada uno se genera una función de transferencia para la reconstrucción de la serie, estos puntos serán utilizados para comparar los resultados de la metodología de refinamiento con datos instrumentales y con datos de reanálisis de la NOAA. La Figura 4.8 muestra las funciones para el punto de validación GEO 4.

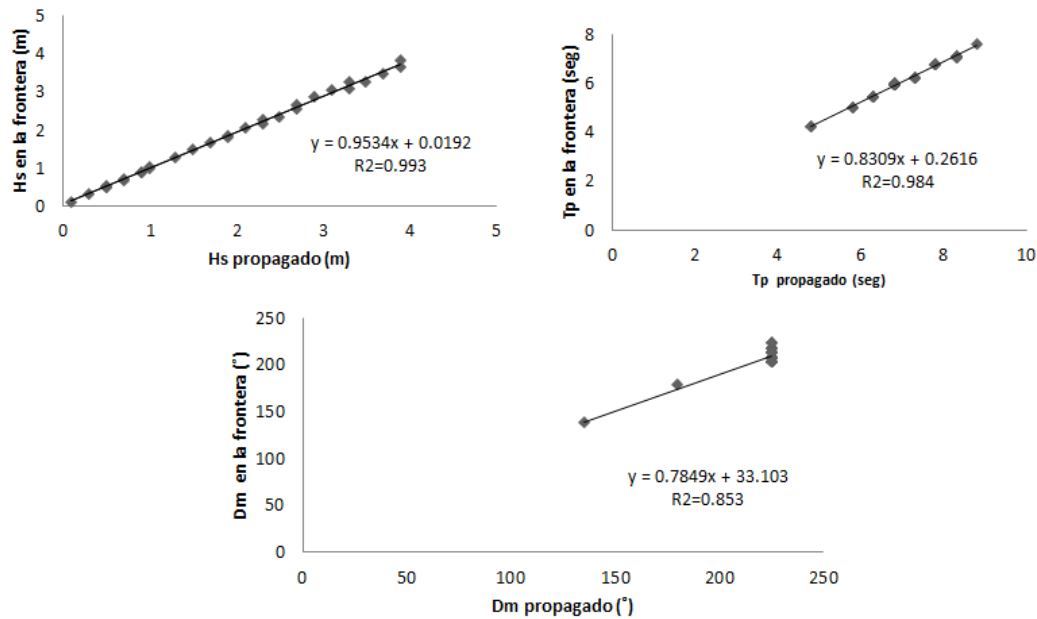


Figura 4.8. Ajustes y funciones de transferencia lineal para los estadísticos del oleaje en el punto GEO4.

4.3.5. Validación de la metodología

La Figura 4.9 muestra que la serie de altura de ola generada por la metodología estadística logra reproducir los datos instrumentales en cortos periodos temporales, lo cual muestra la fiabilidad de la metodología empleada.

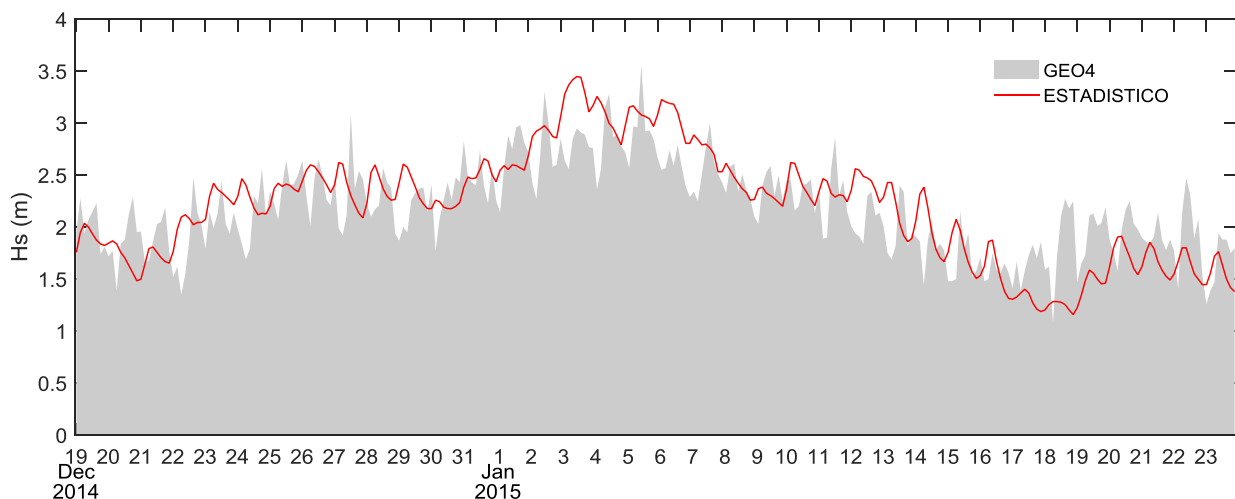


Figura 4.9. Comparación de serie de altura de ola significativa generada por la metodología estadística y datos instrumentales del grupo de investigación GEO4.

La Tabla 4.4 muestra que los resultados de la metodología estadística indican una correlación de 84% según el índice de Willmott y 73% según el índice de Pearson. Un error cuadradito medio de 0.37. Bias muestra una tendencia de la serie a subestimar los datos instrumentales en menos de un 0.1%.

Tabla 4.4. Índices de correlación estadística entre la altura de ola generada por la metodología estadística y datos instrumentales.

WILLMOTT	BIAS	PEARSON	RMSE
0.84	0.01	0.73	0.37

Se realiza una comparación con las funciones de probabilidad acumulada para cada uno parámetro del oleaje en los tres puntos de comparación de datos de reanálisis (V1, V2 y V3). La Figura 4.10 muestra que la altura de ola reproducida por el modelo tiene mayor semejanza en el punto V3 y peores resultados en el punto V1, esto muestra que al modelo le cuesta reproducir los fenómenos físicos de refracción y difracción del oleaje.

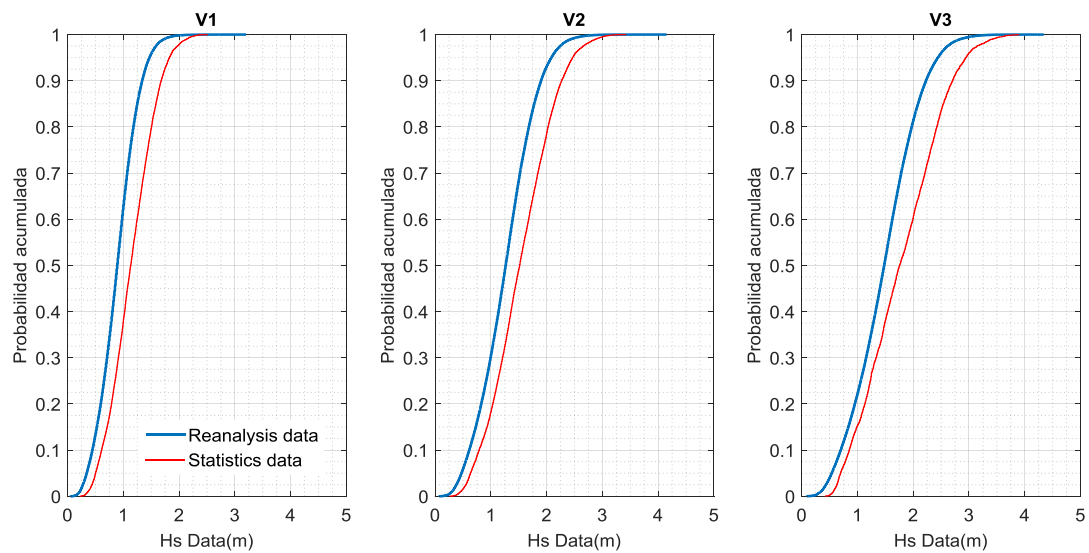


Figura 4.10. Comparación entre funciones acumuladas de probabilidad de Hs entre datos de reanálisis y metodología estadística.

La Figura 4.11 muestra que en los tres puntos de comparación el periodo pico de la ola es un parámetro que está subestimando la metodología estadística.

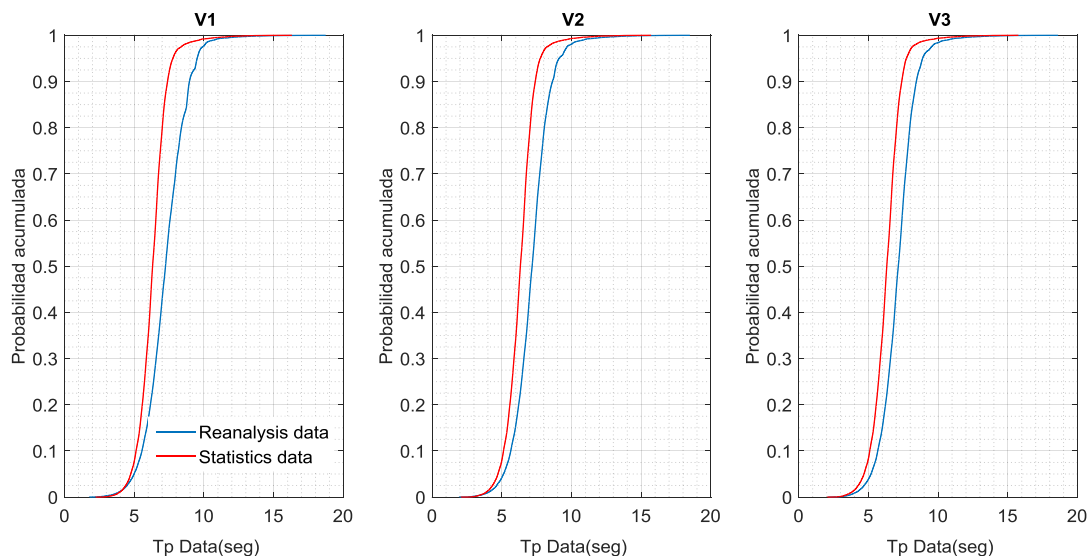


Figura 4.11. Comparación entre funciones acumuladas de probabilidad de Tp entre datos de reanálisis y metodología estadística.

La Figura 4.12 muestra que la dirección media del oleaje es reproducida es buena medida por la metodología estadística, llegando incluso a captar las direcciones provenientes del N y NW.

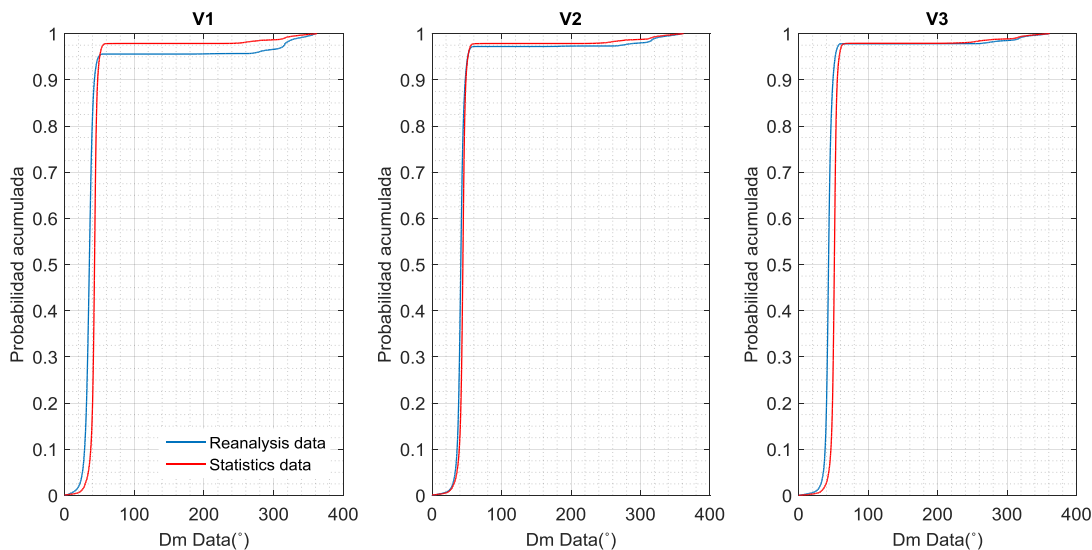


Figura 4.12. Comparación entre funciones acumuladas de probabilidad de Dm entre datos de reanálisis y metodología estadística.

En la Tabla 4.5 se observa que el índice de Willmott muestra una alta correlación de 91% y 89% en los puntos V3 y V2, respectivamente, el punto V1 a pesar de verse afectado por la

refracción y difracción del oleaje, este muestra un 83% de correlación con los datos de reanálisis. El índice de Bias muestra que los resultados tienden a sobreestimar los datos de reanálisis, en especial en el punto V1 donde está es mayor al 30%. El índice de Pearson confirma una alta correlación mostrando que todos los puntos muestran valores mayores al 90%. El error cuadrático medio de los puntos V1, V2 y V3 es de 33%, 35% y 41%, respectivamente.

Tabla 4.5. Índices de correlación estadística entre la altura de ola generada por la metodología estadística y datos de reanálisis.

HS	WILLMOTT	BIAS	PEARSON	RMSE
V3	0.91	0.26	0.97	0.41
V2	0.89	0.25	0.96	0.35
V1	0.83	0.34	0.93	0.33

En la Tabla 4.6 se presentan los índices de correlación entre el periodo pico de la metodología estadística y datos de reanálisis. El índice de Willmott muestra una correlación superior al 75% en los tres puntos de comparación. Bias muestra que en los tres puntos la metodología tiende a subestimar hasta un 15%.

Tabla 4.6. Índices de correlación estadística entre el periodo pico de ola generada por la metodología estadística y datos de reanálisis.

TP	WILLMOTT	BIAS	PEARSON	RMSE
V3	0.80	-0.11	0.80	1.10
V2	0.80	-0.12	0.82	1.20
V1	0.76	-0.13	0.73	1.41

4.4. Análisis de resultados

La implementación de este tipo de metodologías basadas en la estadística muestra que se puede realizar un refinamiento espacial de oleaje sin tener que incurrir en altos tiempos de cómputo.

Del análisis estadístico direccional se concluye que aproximadamente el 95% del oleaje en la zona de estudio proviene de la dirección Noreste. Los análisis de probabilidad conjunta muestran que el oleaje en aguas profundas varía poco a lo largo de la zona de estudio, encontrando oleajes más energéticos en la frontera Norte y Oeste estos con valores aproximados de altura significativa de 3 m y periodo pico de 8 s. La propagación estacionaria de oleaje en la frontera, muestra como el modelo representa los fenómenos físicos de refracción y difracción de las olas, donde estas cambian la dirección de propagación por efectos de la batimetría. Los resultados del modelo muestran que el oleaje en aguas someras tiende a ser más energético en el sector de Bocas de ceniza y un oleaje poco energético en el sector del municipio de Cienaga.

5. METODOLOGÍA HÍBRIDA

RESUMEN

En este capítulo se presenta la implementación de una metodología híbrida para el refinamiento de escala de datos de reanálisis de oleaje en el sector costero Barranquilla – Santa Marta. El objeto de esta metodología es generar series de tiempo de los parámetros del oleaje a escala fina en aguas someras mediante el uso del método de máxima disimilitud (MDA), para la selección de los estados de mar más disimiles, estos son propagados con el modelo SWAN y finaliza con la reconstrucción de las series en aguas someras con el uso de funciones radiales de transferencias. El aporte de la presente metodología es la integración del uso de modelación numérica, algoritmos de selección y el establecimiento de una técnica híbrida que permite llevar a cabo una reconstrucción histórica del oleaje con tiempos computacionales eficientes y competitivos. La metodología propuesta puede ser adoptada como una herramienta de uso en consultorías técnicas de ingeniería costera y portuaria.

5.1. Introducción

Los datos de reanálisis muestran ser de gran utilidad en aguas profundas, una de las ventajas de los reanálisis son la cantidad de datos, lo cual permite caracterizar la climatología marina de la zona de estudio. Al utilizar los datos de reanálisis en modelación numérica, esto trae consigo elevados tiempos de computo, los cuales hacen que disminuya la eficiencia de la investigación, para resolver esta problemática varias investigaciones [1] han encontrado la posibilidad de utilizar técnicas de selección de variables independientes o en grupos para hacer más eficiente los tiempos de computo de la modelación.

En el estudio se trabajó con series de oleaje en aguas profundas de 38 años, por lo que para disminuir el tiempo de modelación se utiliza una técnica que tiene como criterio de selección la máxima disimilitud entre los elementos del conjunto de datos. Seleccionando los casos más disimiles del conjunto de datos para la modelación. Para reconstruir la serie en base al subconjunto de casos propagados, se utilizó una técnica de interpolación que utiliza funciones de transferencia radiales. Se plantea una metodología integral y novedosa de propagación de oleaje desde aguas profundas hasta la costa, que permite contribuir al análisis de diseño funcional y de estructuras de protección costera.

5.2. Metodología

Se considera para esta sección la base de datos en aguas profundas seleccionada en el capítulo 2 y la calibración del modelo numérico realizado en el capítulo 3. La metodología propuesta presenta en los siguientes pasos:

5.2.2. Selección de estados de mar

Se seleccionan estados de mar usando el método de máxima disimilitud (MDA) [10]. De varias técnicas de selección de datos por clúster el MDA muestra ser el más fiable para este tipo de estudios [11]. El método permite conocer la estadística del clima marítimo en aguas profundas, considerando régimen medio y extremo del oleaje. El uso de este método minimiza el número de estados de mar a ser propagados numéricamente. Las figurasFigura 4.4Figura 4.6 muestran que espacialmente el oleaje en aguas profundas varía muy poco en la zona de estudio, debido a esto se utilizan un punto de reanálisis en la frontera norte para la selección de datos. En el presente estudio se seleccionan 200 casos ya que investigaciones [2] muestran que para series mayores a 20 años, este número de casos logra representar la variabilidad de los datos de los tres parámetros del oleaje para eventos de régimen medio y extremo.

5.2.3. Propagación del oleaje de aguas profundas a someras

Los estados de mar seleccionados son propagados en modo estacionario (Figura 5.1) con el modelo numérico SWAN [28], calibrado y validado en el capítulo 3.

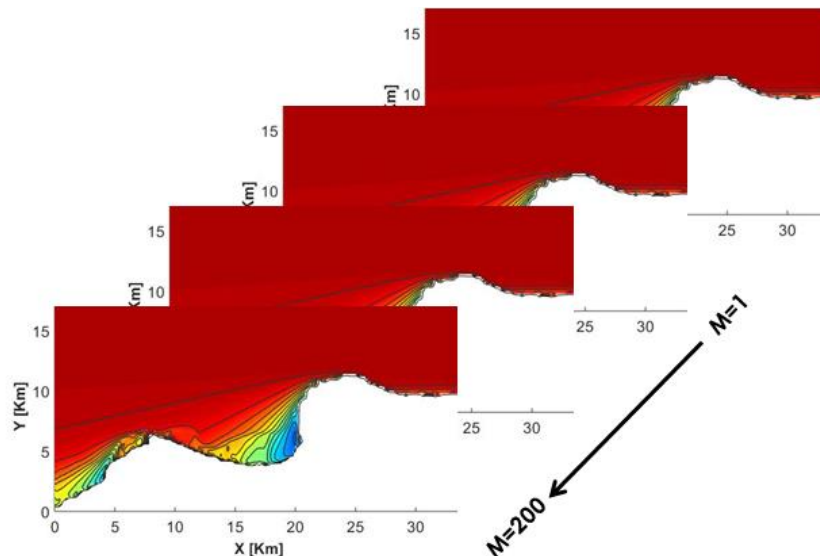


Figura 5.1. Esquema de propagación estacionaria de los casos seleccionados por el MDA.

5.2.4. Reconstrucción de series de tiempo en aguas someras

Propagados los 200 estados de mar, se realiza una reconstrucción de las series de tiempo de los estadísticos del oleaje en distintos puntos a lo largo de la costa de estudio, la reconstrucción de la serie se realiza con funciones de transferencia radiales [39], estas funciones tienen como objeto la evaluación de una función de interpolación de los parámetros propagados.

Las funciones radiales calculan la distancia euclidiana entre todos los elementos del conjunto de datos (X_i) en aguas profundas y cada elemento de los casos propagados, que fueron seleccionados (D_j) por el MDA. La constante C representa el parámetro de forma de la función Gaussiana, el cual juega un papel importante en la precisión de la interpolación. Este parámetro debe ser obtenido mediante un análisis de sensibilidad de la función, donde se compara la serie interpolada con datos de validación [40].

Los coeficientes b_1 , b_2 , y b_3 y a_j son calculados con las condiciones de interpolación:

$$RBF(D_j) = f_j(D_j) = D_{p,j}; j = 1, \dots, M \quad (5.1)$$

Donde $D_{p,j}$ se refiere a los parámetros del oleaje resueltos de la propagación de los M casos seleccionados D_j por el MDA. Por lo tanto la ecuación anterior representa un sistema lineal de ecuaciones con solución única en los reales, resuelto con una regresión lineal múltiple. Obtenidos los coeficientes se obtiene una función de transferencia para cada parámetro del oleaje, expresadas de la forma:

$$H_{sp,i} = RBF_H(X_i) = b_0 + b_1 H_i + b_2 T_i + b_3 \theta_i + \sum_{j=1}^{200} a_j \phi(|H_i - H_{p,j}|) \quad (5.2)$$

$$T_{pp,i} = RBF_T(X_i) = b_0 + b_1 H_i + b_2 T_i + b_3 \theta_i + \sum_{j=1}^{200} a_j \phi(|T_i - T_{p,j}|) \quad (5.3)$$

$$\theta_{mp,i} = RBF_\theta(X_i) = b_0 + b_1 H_i + b_2 T_i + b_3 \theta_i + \sum_{j=1}^{200} a_j \phi(|\theta_i - \theta_{p,j}|) \quad (5.4)$$

5.3. Resultados

5.3.1. Selección de estados de mar

La Figura 5.2 muestra gráficos de dispersión entre los parámetros del oleaje, se observa todo el conjunto de datos (puntos grises) y los 200 casos seleccionados por el MDA (puntos rojos), se observa que la mayor cantidad de casos seleccionados son eventos probables y que la selección también considera los casos atípicos también, estos ubicados en las esquinas de los gráficos.

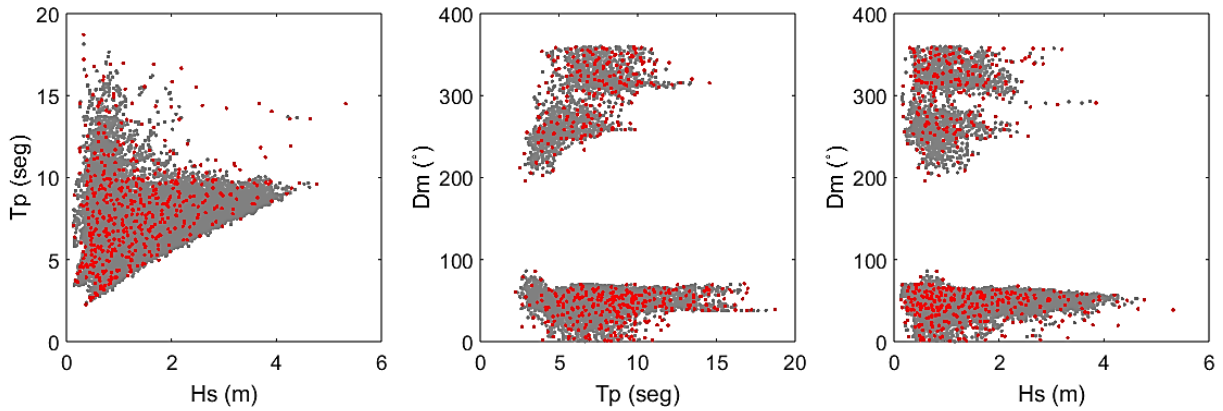


Figura 5.2. Diagrama de dispersión por variables con 200 casos seleccionados por el MDA.

5.3.1. Reconstrucción de series de tiempo en aguas someras

La Figura 5.3 muestra el efecto del parámetro C en el valor de los índices de bondad de ajuste. Los coeficientes de Willmott y Pearson (paneles A y B, respectivamente) muestran que a partir de un valor aproximado de 0.3 el parámetro C deja de influenciar sensiblemente la correlación de los datos. El coeficiente de Bias (panel C) muestra que entre mayor sea el valor del parámetro C el modelo tendiera a sobreestimar los datos reales. El Error cuadrático medio (panel D) muestra que se mantiene constante para valores de C mayores a 0.1.

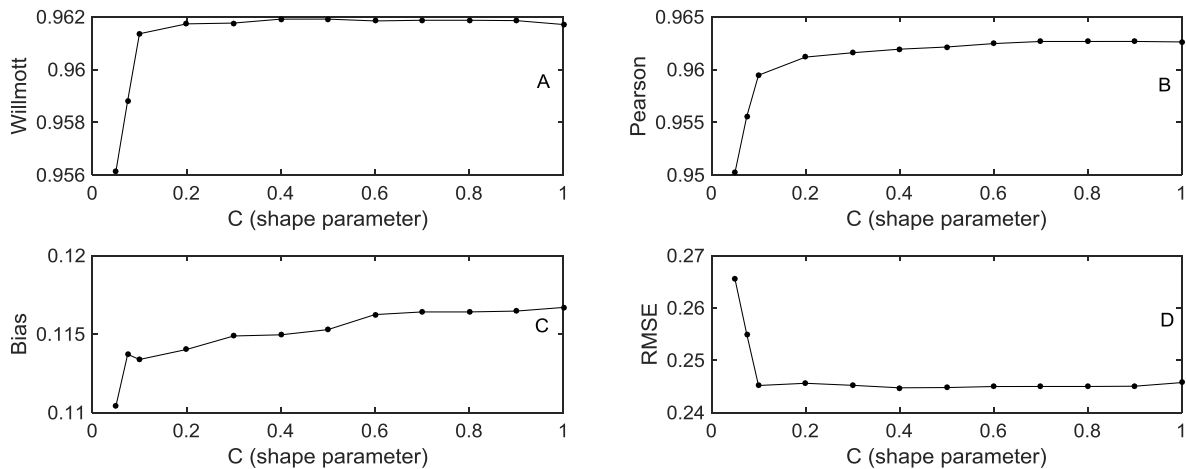


Figura 5.3. Análisis de sensibilidad del parámetro de forma de las funciones radiales.

Acorde a este análisis de sensibilidad de la función se toma un valor del parámetro de forma C de 0.3, debido a que es un valor que garantiza una alta fiabilidad de los datos un bajo error cuadrático medio y no genera sobreestimaciones en el modelo. Validación de la metodología

La Figura 5.4 muestra que la serie de altura de ola generada por la metodología estadística logra reproducir los datos instrumentales en cortos periodos temporales, lo cual muestra la fiabilidad de la metodología empleada.

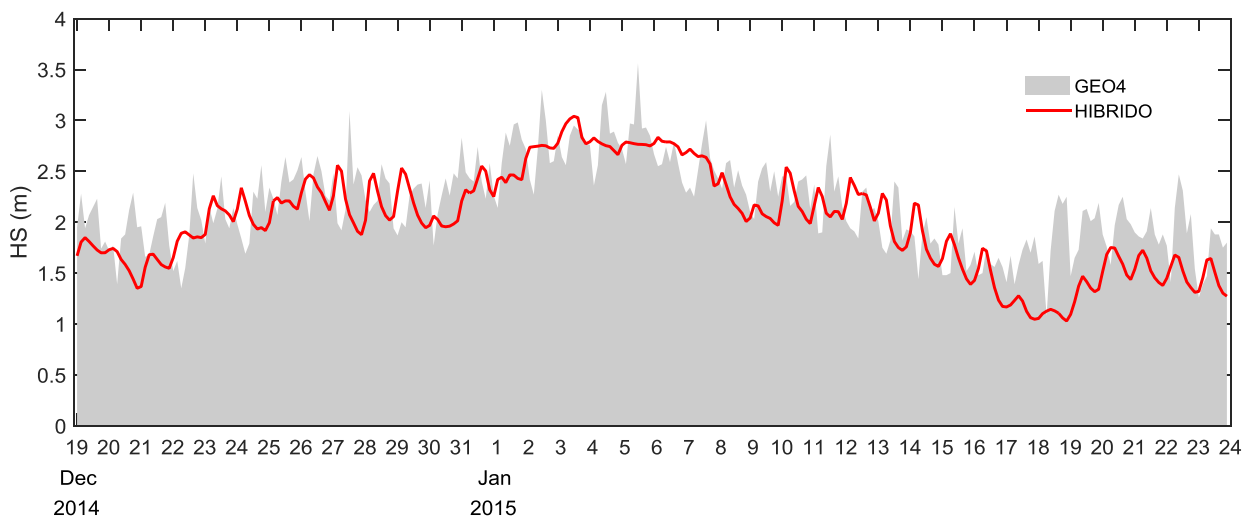


Figura 5.4. Comparación de serie de altura de ola significativa generada por la metodología estadística y datos instrumentales del grupo de investigación GEO4.

La Tabla 5.1 muestra que acorde con el índice de Willmott los resultados de la metodología híbrida tienen un 81% de semejanza con los datos instrumentales. El índice de Pearson muestra que la relación es de un 71%. El error cuadradito medio es de 0.39. Bias muestra una tendencia de la serie a subestimar los datos instrumentales en menos de un 10%.

Tabla 5.1. Índices de correlación estadística entre la altura de ola generada por la metodología híbrida y datos instrumentales.

WILLMOTT	BIAS	CORRCOEFF	RMSE
0.81	-0.07	0.71	0.39

La metodología es comparada con puntos de reanálisis de la NOAA que se encuentran dentro del dominio computacional (V1, V2 y V3) su ubicación es mostrada en la Figura 4.9.

Se realiza una comparación con las funciones de probabilidad acumulada para cada uno parámetro del oleaje en los tres puntos de comparación. La Figura 5.5 muestra que la altura de ola reproducida por el modelo tiene mayor semejanza en el punto V3 y peores resultados en el punto V1, esto muestra que el modelo le cuesta reproducir los fenómenos físicos de refracción y difracción del oleaje.

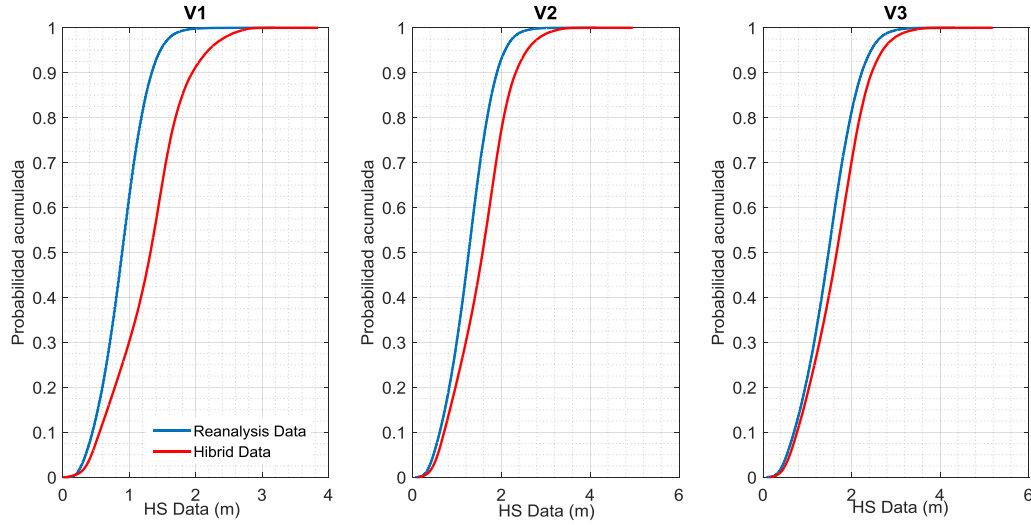


Figura 5.5. Comparación entre funciones acumuladas de probabilidad de Hs entre datos de reanálisis y metodología híbrida.

La Figura 5.6 muestra que en los tres puntos de comparación el periodo pico de la ola es un parámetro que está subestimando la metodología híbrida.

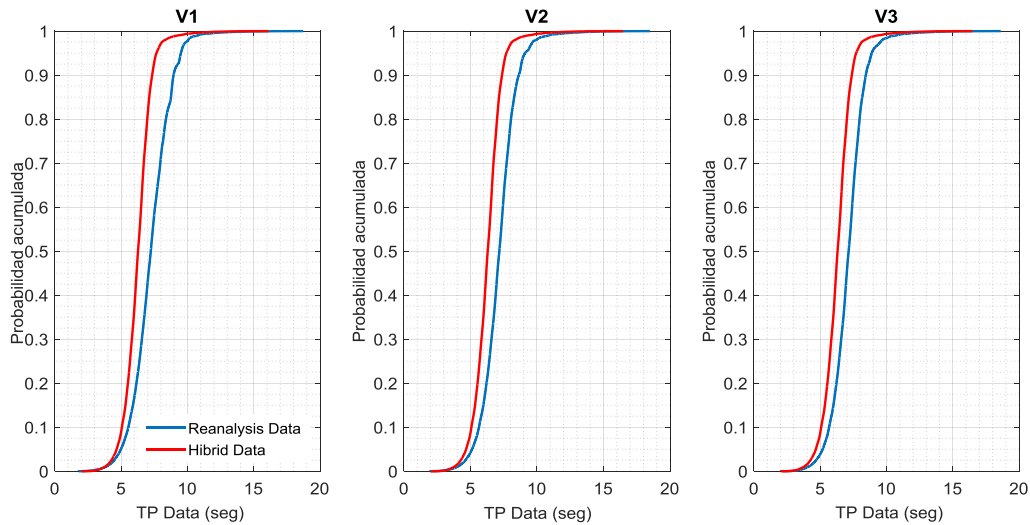


Figura 5.6. Comparación entre funciones acumuladas de probabilidad de Tp entre datos de reanálisis y metodología híbrida.

La Figura 5.7 muestra que la dirección media del oleaje es reproducida es buena medida por la metodología híbrida, llegando incluso a captar las direcciones provenientes del N y NW, las cuales acorde a lo encontrado en el capítulo 4 tienen cierto grado de ocurrencia en la zona de estudio.

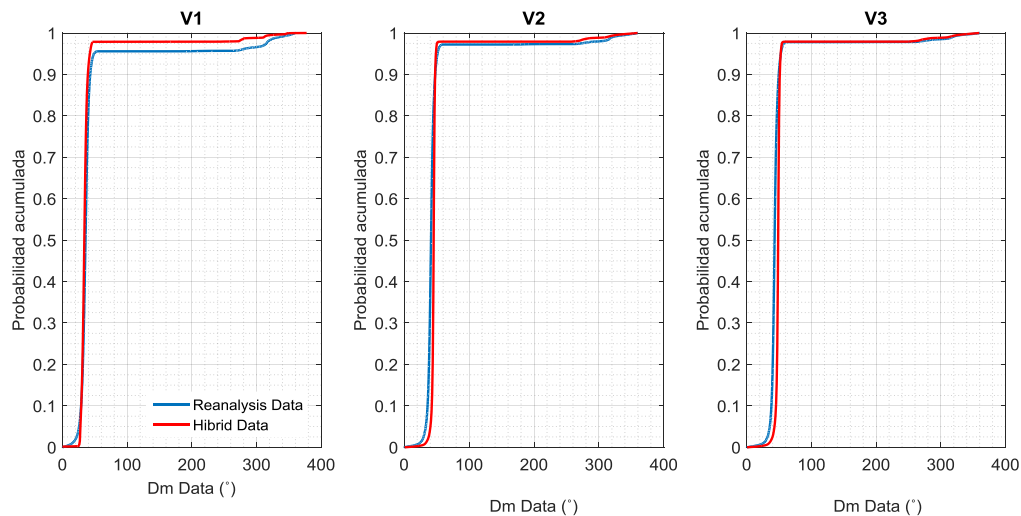


Figura 5.7. Comparación entre funciones acumuladas de probabilidad de Dm entre datos de reanálisis y metodología híbrida.

En la Tabla 5.2 se observa que el índice de Willmott muestra una alta correlación de 98% y 93% en los puntos V3 y V2, respectivamente, el punto V1 a pesar de verse afectado por la refracción y difracción del oleaje, este muestra un 82% de correlación con los datos de reanálisis. El índice de Bias muestra que los resultados tienden a sobreestimar los datos de reanálisis, en especial en el punto V1 donde está es mayor al 40%. El índice de Pearson confirma una alta correlación mostrando que todos los puntos muestran valores mayores al 95%. El error cuadrático medio de los puntos V1, V2 y V3 es de 20%, 31% y 43%, respectivamente.

Tabla 5.2. Índices de correlación estadística entre la altura de ola generada por la metodología híbrida y datos de reanálisis.

HS	WILLMOTT	BIAS	PEARSON	RMSE
V3	0.98	0.08	0.97	0.20
V2	0.93	0.20	0.98	0.31
V1	0.82	0.42	0.96	0.43

En la Tabla 5.3 se presentan los índices de correlación entre el periodo pico de la metodología híbrida y datos de reanálisis. El índice de Willmott muestra una correlación superior al 70% en los tres puntos de comparación. Bias muestra que en los tres puntos la metodología tiende a subestimar hasta un 14%. El índice de Pearson es aproximadamente congruente con el índice de Willmott.

Tabla 5.3. Índices de correlación estadística entre el periodo pico de ola generada por la metodología híbrida y datos de reanálisis.

TP	WILLMOTT	BIAS	PEARSON	RMSE
V3	0.74	-0.11	0.69	1.13
V2	0.74	-0.12	0.73	1.30
V1	0.71	-0.14	0.71	1.46

5.4. Análisis de resultados

La metodología propuesta muestra una técnica novedosa para realizar la reconstrucción histórica de clima marítimo en la costa de estudio a partir del acoplamiento de modelos de propagación de oleaje, la cual ha demostrado ser una alternativa efectiva y eficiente para alimentar el forzamiento relativo al oleaje histórico para cualquier tipo de estudio en costa.

De los resultados obtenidos se puede decir que la metodología de refinamiento de escala híbrida, es una metodología fiable en comparación a datos instrumentales, mostrando altos índices de correlación estadística Willmott de y Pearson de 81% Y 71%, respectivamente. La metodología muestra su funcionalidad en aspectos como: el bajo tiempo de cómputo y el manejo de algoritmos utilizados para el procesamiento de datos. Los resultados de la comparación con datos de reanálisis muestran la fiabilidad de la metodología en largas series de tiempo. Se observa como los índices de correlación disminuyen de Oeste a Este debido a que el modelo no logra reproducir de forma eficiente el fenómeno de difracción y refracción al cual se ve expuesto el oleaje en la zona.

6. DISCUSION GENERAL

6.1. Comparación de las metodologías con datos instrumentales

La comparación de las metodologías de refinamiento evalúa la fiabilidad de los resultados comparándolos con datos instrumentales y de reanálisis en la zona de estudio, para esto se utilizan los índices de bondad de ajuste explicados en el capítulo 2.2. En la comparación también se evalúa la funcionalidad de las metodologías, en términos de tiempo de cómputo y de capacidades tecnológicas y conceptuales utilizadas para su desarrollo.

Se realizó una comparación de las metodologías de refinamiento con datos instrumentales medidos por el grupo de investigación GEO4. La Figura 6.1 muestra las series de altura significativa de ola de cada metodología utilizada junto con la serie de datos instrumentales. Se observa la capacidad de las metodologías de reproducir la altura de la ola medida, la metodología estadística e híbrida aparte del buen ajuste a los datos instrumentales, muestran gran relación entre ellas, según se observa en los ascensos y descensos a lo largo de la serie. Las metodologías de refinamiento a pesar reproducir valores cercanos a los datos instrumentales, en varios tramos no logran generar todos los picos y variaciones de los datos.

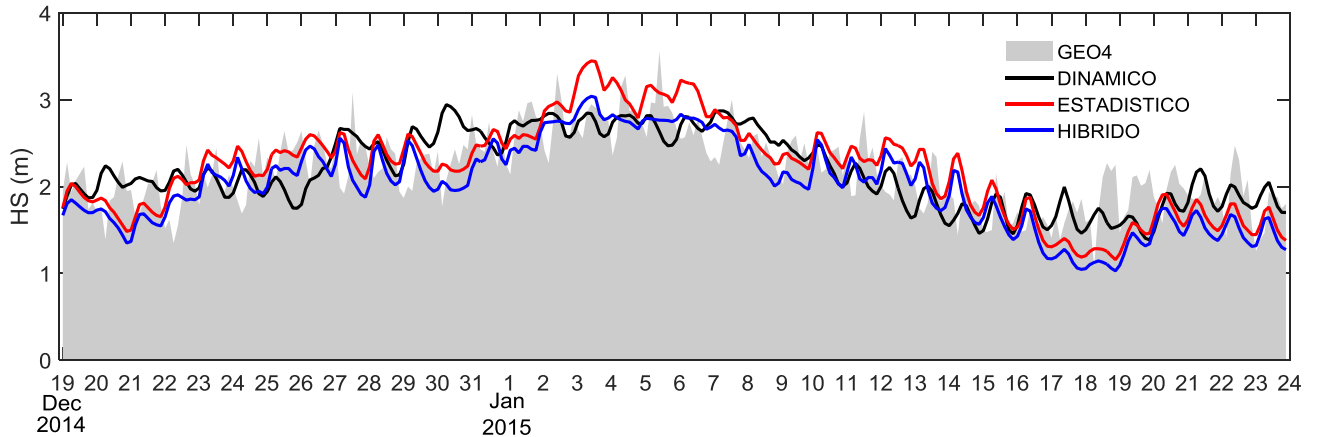


Figura 6.1. Series de Altura de ola significativa (Hs) de datos instrumentales GEO4 y metodologías de refinamiento de escala.

En la Figura 6.2 se observa que para el periodo de comparación en el punto GEO4 la metodología más fiable, es decir, con mayores coeficientes de correlación de Willmott (84%) y Pearson (73%) es la Estadística. El índice de Bias muestra lo cerca que están los valores estimados de los reales, se observa que ninguna metodología supera el 10%, las metodologías dinámica e híbrida tienden a subestimar los datos de medición, mientras que la metodología estadística tiene a sobreestimarlos. La metodología con menor error

cuadrático medio es la dinámica con un valor de 0.34. La grafica de probabilidad acumulada muestra que las metodologías dinámica y estadística son las más semejantes a los datos instrumentales.

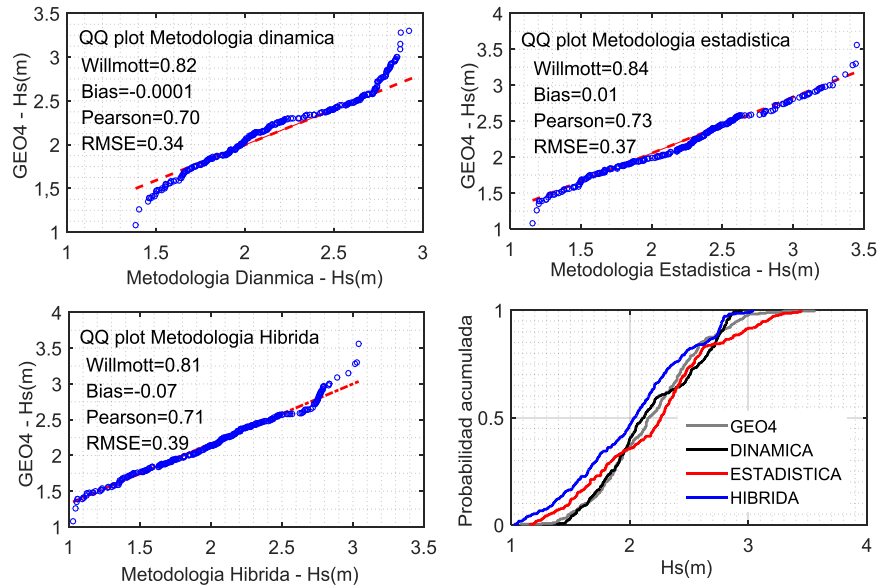


Figura 6.2. Gráficos Q-Q y distribución acumulada para cada metodología de refinamiento, en el punto de comparación GEO4.

6.2. Comparación de las metodologías con datos de reanálisis

La Figura 6.3 muestra la comparación realizada para la altura de ola significativa en el punto V1 (74°19'58.80"O, 11°10'1.20"N). Este punto en particular muestra la dificultad el modelo de tener presente la refracción y difracción a la que se ven expuestas las olas. Se observa que la metodología más fiable es la dinámica, la cual cuenta con los mayores índices de Willmott (83%) y Pearson (98%). El índice de Bias muestra que todas las metodologías tienden a sobreestimar los datos, siendo la estadística la que menos lo hace en un 34%, esta metodología también muestra un menor error cuadrático medio de 0.33. Las funciones de probabilidad acumulada muestran la sobreestimación de todas las metodologías y una fuerte similitud entre ellas.

La Figura 6.4 muestra que las metodologías de refinamiento logran reproducir el periodo pico de la ola, la metodología más fiable es la dinámica con coeficientes de correlación de Willmott y Pearson de 84% y 72%, respectivamente. Las metodologías estadística e híbrida muestran correlaciones superiores al 70%, lo cual es un indicativo de su fiabilidad. Las distribuciones cumuladas muestran un gran relación entre las metodologías estadística e híbrida y una tendencia de todas las metodologías a subestimar los datos de reanálisis, lo cual confirma el índice de Bias.

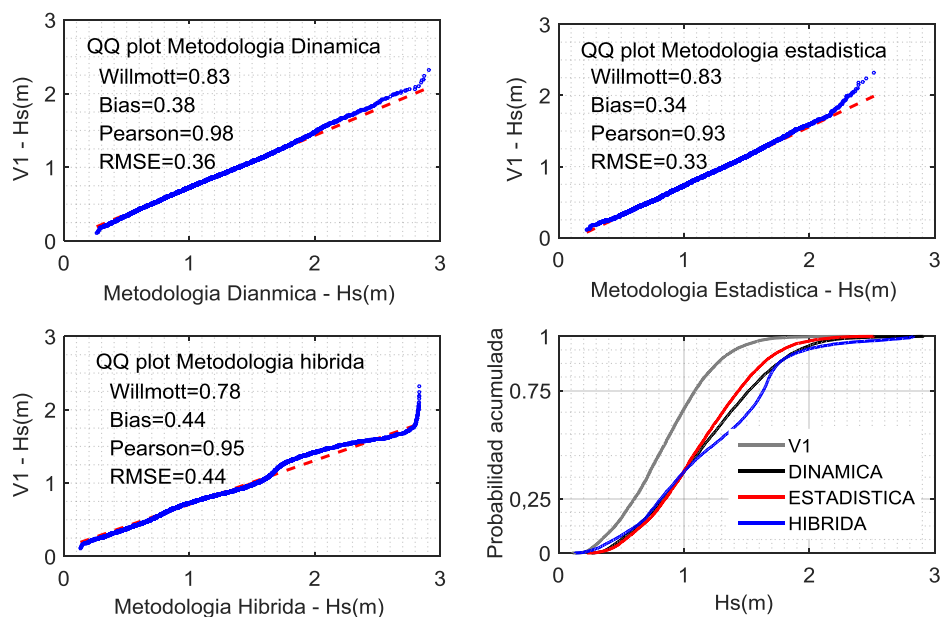


Figura 6.3. Gráficos Q-Q y funciones de probabilidad de no excedencia de altura de ola significativa, en el punto de comparación V1.

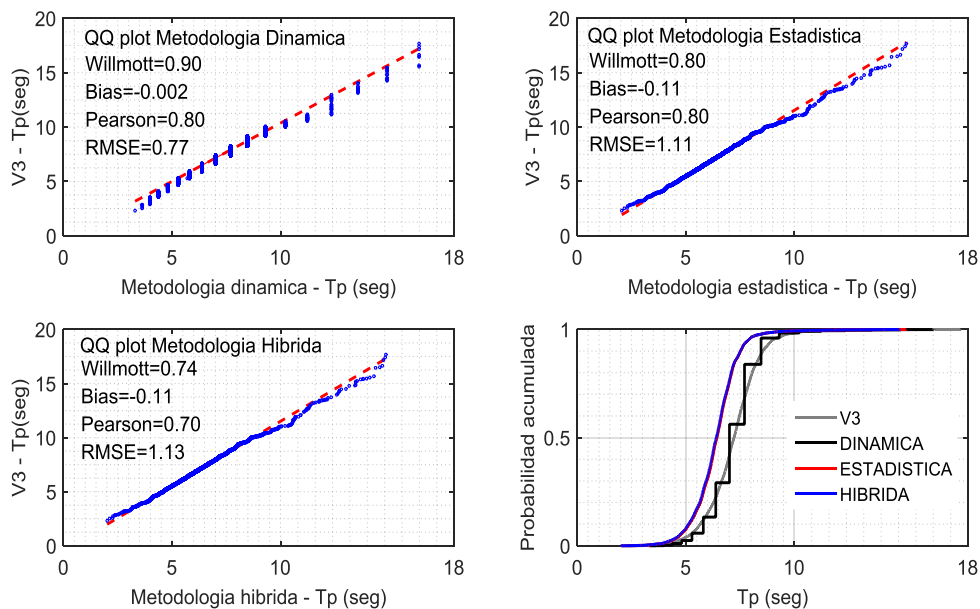


Figura 6.4. Gráficos Q-Q y funciones de probabilidad de no excedencia de periodo pico de la ola, en el punto de comparación V1.

La Figura 6.5 muestra la comparación realizada para la altura de ola significativa en el punto V2 (74°30'0.00"O 11°10'1.20"N). Se observa que en comparación al punto V1 una mayor correlación entre todas las metodologías y los datos de reanálisis. Todos los coeficientes muestran que la metodología más fiable es la dinámica con los mayores índices de Willmott (93%) y Pearson (99%) y los menores valores del error cuadrático medio (0.28) y el índice de Bias (20%). Las metodologías estadística e híbrida también muestran que reproducen de forma apropiada los datos del reanálisis. La grafica de las distribuciones de probabilidad acumulada muestra la tendencia de las metodologías a sobreestimar los datos de medición y muestra una gran relación entre ellas.

Los resultados mostrados en la Figura 6.6 muestran nuevamente que la metodología más fiable es la dinámica con los mayores índices de Willmott (89%) y Pearson (81%). La grafica de distribución acumulada evidencia una alta correlación entre las metodologías estadística e híbrida, lo cual se encontró en el punto V1. Las metodologías estadística e híbrida muestran una gran correlación con los datos de reanálisis para periodos entre los 1 y 10 segundos, mientras que para periodos mayores de 10 segundos la correlación es menor. Lo cual puede ser explicado por la falta de asimilación del modelo numérico a datos extremos, como el paso de huracanes o frentes fríos.

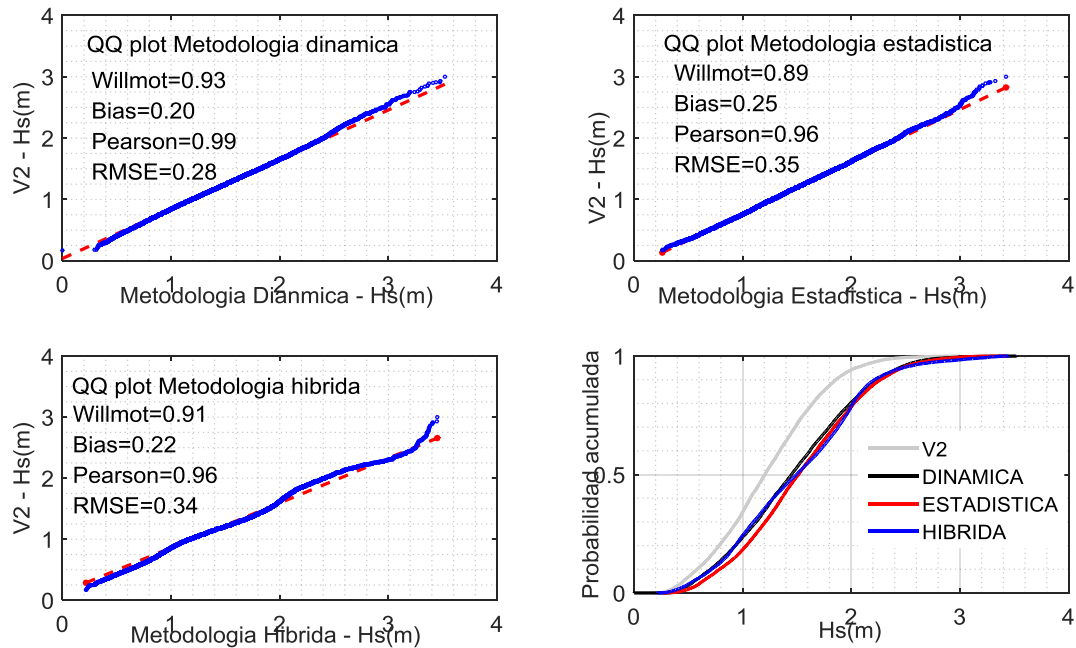


Figura 6.5. Gráficos Q-Q y distribución acumulada para cada metodología de refinamiento, en el punto de comparación V2.

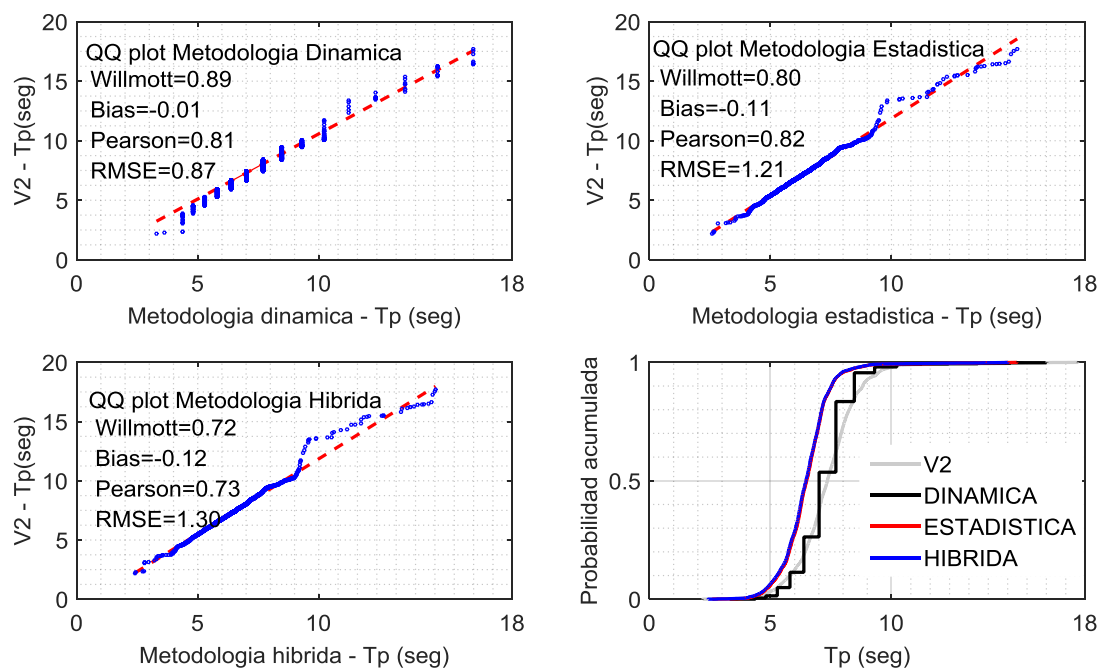


Figura 6.6. Gráficos Q-Q y distribución acumulada de Tp para cada metodología de refinamiento, en el punto de comparación V2.

La Figura 6.7 muestra la comparación realizada para la altura de ola significativa en el punto V3 (74°40'1.20"O 11°10'1.20"N). Se observa que en comparación a los puntos de anteriores (V1 y V2), en este existe una mayor correlación entre todas las metodologías y los datos de reanálisis. Se confirma lo encontrado en las figuras anteriores, donde se encuentra que la metodología dinámica es la más fiable con los mayores índices de Willmott (97%) y Pearson (99%). La metodología híbrida muestra mayor fiabilidad que la estadística, concluyendo que la metodología híbrida presenta mejores resultados cuando el oleaje no se ve afectado de forma directa por los fenómenos de difracción y refracción.

La Figura 6.8 confirma lo encontrado en los puntos anteriores, todas las metodologías de refinamiento logran reproducir el periodo pico del oleaje, siendo la más fiable la dinámica. Se muestra una correlación mayor en este punto que en los anteriores lo cual muestra que el periodo pico del oleaje también se ve afectado por los fenómenos de refracción y difracción, los cuales el modelo empleado no logra reproducir a precisión.

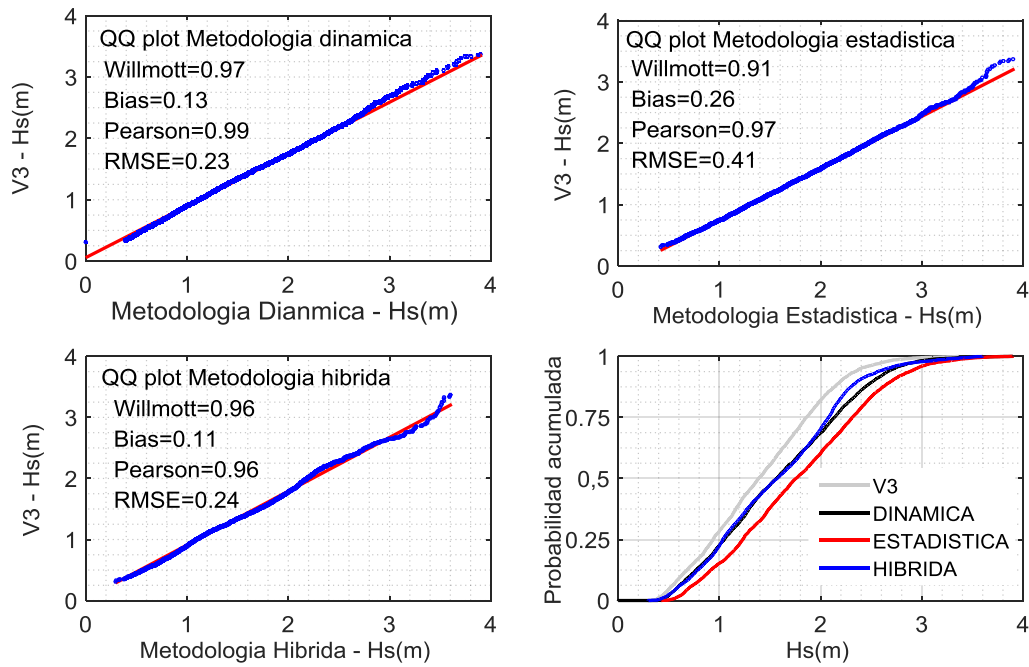


Figura 6.7. Gráficos Q-Q y distribución acumulada de H_s para cada metodología de refinamiento, en el punto de comparación V3.

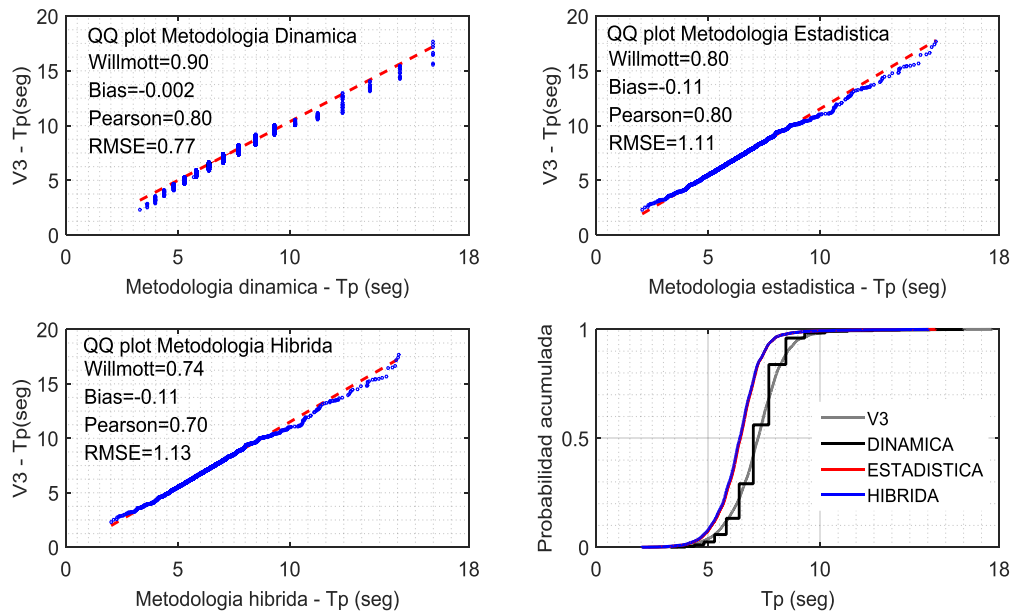


Figura 6.8. Gráficos Q-Q y distribución acumulada de T_p para cada metodología de refinamiento, en el punto de comparación V3.

6.3. Análisis comparativo de funcionalidad

Las metodologías de refinamiento requieren el uso del modelo numérico SWAN [28], la metodología dinámica tiene altos tiempos de computo en comparación a la metodología estadística e híbrida, lo cual la hace menos funcional, aparte que cuando se realizan modelaciones series temporales superior a las 10 años el modelo empieza a presentar errores numéricos en el vector de tiempo de los resultados.

Las metodologías estadística e híbrida requieren de análisis para seleccionar los estados de mar a propagar y para reconstrucción de las series, la metodología estadística presenta un análisis detallado y puntual de las condiciones del clima marítimo en aguas profundas, mientras que la metodología híbrida muestra un análisis complejo y elaborado, que implica la programación del método de selección de casos.

Debido a estos factores de comparación podemos decir que la metodología estadística es la más funcional, pues requiere de un corto tiempo de cómputo y de análisis sencillos para la selección de casos y reconstrucción de la serie. La metodología híbrida muestra bastante funcionalidad, ya que presenta un corto tiempo de cómputo y manipulación de métodos de selección y reconstrucción más elaborados que pueden presentar dificultad al utilizarlos por el usuario por primera vez.

7. CONCLUSIONES GENERALES

Los siguientes párrafos resumen los resultados y conclusiones más importantes de este estudio en relación a los objetivos específicos descritos en el capítulo introductorio. Finalizando con investigaciones futuras relacionadas con esta temática.

7.1. Comparación de bases de datos de reanálisis

La comparación entre datos instrumentales y de reanálisis realizada en el capítulo 2 muestra que los datos de reanálisis son una fuente información fiable, la cual puede ser utilizada para investigaciones donde exista un déficit de datos instrumentales. La comparación de los parámetros de altura significativa y periodo pico de la ola realizada en tres puntos de la cuenca del Caribe colombiano muestra que el modelo de reanálisis Wave Watch III es el de mayor similitud tiene con los datos instrumentales, este modelo es implementado en las bases de datos de IFREMER y NOAA, donde la principal diferencia entre estas dos bases de datos está dada por los campos de viento utilizados. Port tanto se puede concluir que a pesar de que el reanálisis de IFREMER muestre mayor fiabilidad, para este trabajo se seleccionó el reanálisis de la NOAA, ya que cuenta con mayor extensión temporal [1979/02/01-2016/12/31] y una resolución espacial más fina (0.16°).

7.2. Calibración y validación del modelo SWAN

El capítulo 3 muestra la importancia de realizar un análisis de sensibilidad previo a la calibración del modelo, en este análisis se encontró que el modelo muestra resultados satisfactorios con una malla computacional de resolución de 0.01 grados (1,11 Km aprox.), por otro lado este análisis concluye la importancia de implementar los campos de viento en la modelación. La calibración del modelo muestra que los parámetros con los que se obtienen mejor resultados son la consideración de las interacciones no lineales (Triadas y cuádrupletas), el coeficientes de disipación de energía por fricción tienen poca relevancia en los resultados, mostrando cierta mejoría con el coeficiente de Madsen. La calibración muestra altos índices de correlación de 92% Willmott y 86% Pearson y una subestimación del modelo de un 0.7%. La validación del modelo con los datos del grupo GEO4, confirma que la calibración realizada del modelo fue con un índice de correlación de Willmot de 80%.

7.3. Metodología de refinamiento dinámica

El capítulo 3 muestra el uso de la metodología dinámica para generar un reanálisis en aguas cercanas a la costa a una escala detallada, la metodología muestra alto grado fiabilidad en los puntos de comparación pero demanda un alto tiempo de computo, además de mencionar que cuando se simulan periodos de tiempo mayores a 10 años se empieza a generar acumulación de errores en el vector del tiempo que se pueden volver días en el largo plazo perdiendo la concepción física, por lo que lo aconsejable es realizar simulaciones en periodos de cada 10 años y luego juntar los resultados, para así obtener un reanálisis con buenos resultados.

7.4. Metodología de refinamiento estadística

La implementación de esta metodología permitió conocer más sobre las condiciones del clima marítimo en aguas profundas en la zona de estudio, la cual se caracteriza por poca variabilidad espacial del oleaje, del cual aproximadamente el 95% proviene de la dirección Noreste. La comparación de la metodología estadística con datos instrumentales muestra que está es capaz de reproducir las condiciones reales de oleaje en la zona de estudio, con un índice de Willmott de 0.81 y Bias de 0.009, el cual indica la tendencia del modelo a sobreestimar los datos reales en un 0.9%. La metodología muestra menos fiabilidad en los puntos de la zona de estudio donde la dirección del oleaje cambia debido a la difracción.

7.5. Metodología de refinamiento híbrida

Se concluye que el número de 200 casos seleccionados por el MDA, logra representar las condiciones medias y extrémas de oleaje en la zona de estudio. La reconstrucción de la serie muestra la fiabilidad de las funciones radiales básicas como técnicas de interpolación, obteniendo buenos resultados de correlación con datos instrumentales, de índice de Willmott de 81% y de Pearson de 71%.

7.6. Comparación de metodologías

La comparación de metodologías realizada en capítulo 6 muestra que la metodología más fiable es la metodología dinámica, caracterizada por una propagación no estacionaria del oleaje en aguas profundas obteniendo como salida series de tiempo cercanas a la costa a una escala fina. Como desventaja de esta metodología se debe resaltar su alta demanda de tiempo computacional, propagación de errores numéricos en simulaciones de largo plazo y el alto conocimiento que se debe tener de los procesos físicos que resuelve el modelo para poder tener control del proceso de modelación y poder tener confianza en los resultados.

Este aspecto es mejorado notoriamente en las otras dos metodologías implementadas, que presentan baja demanda computacional. Estas metodologías implican la selección de un subconjunto de estados de mar de todo el conjunto de datos, los cuales son propagados hacia aguas someras y luego reconstruidos. Esta selección es realizada por métodos y análisis estadísticos de los parámetros en aguas profundas, la metodología estadística muestra un proceso de selección y reconstrucción más sencilla en comparación a la metodología híbrida, la cual requiere de algoritmos y una reconstrucción más elaborada. Los métodos estadístico e híbrido fundamentan la reconstrucción de la serie en las funciones de transferencia, las cuales asimilan los casos simulados y utilizan las series de oleaje en aguas profundas y por tanto no requieren un manejo tan profundo del modelo numérico, puesto que parten de la base de que el oleaje en aguas profundas está bien caracterizado para resolver el oleaje en aguas someras.

Esta comparación muestra que es posible realizar un refinamiento de escala fiable y funcional utilizando metodologías como la estadística e híbrida que no implican la propagación no estacionaria de series completas de oleaje, disminuyendo así el tiempo de cómputo, los errores numéricos y la complejidad de la aplicación de los modelos de oleaje de tercera generación. Lo cual nos permite concluir que las metodologías de refinamiento dinámicas pueden ser sustituidas en aplicaciones prácticas y rápidas por metodologías de refinamiento más eficientes como la estadística o híbrida.

Se resalta finalmente que como resultado adicional a esta investigación se cuenta con una base de datos de reanálisis de oleaje a escala fina en el sector costero Barranquilla – Santa Marta, puede ser utilizado en estudios oceanográficos donde se logre caracterizar de forma detallada la hidrodinámica y morfología de la zona, lo cual podría dar explicación a la problemática de erosión costera. El reanálisis entregado también puede ser utilizado en proyectos de ingeniería costera, donde se requieran series temporales de gran longitud para el diseño de estructuras de protección costera. También se tienen todas las funciones y rutinas de Matlab necesarias para aplicar la metodología estadística e híbrida a cualquier serie de oleaje en aguas profundas en cualquier zona de estudio.

7.7. Investigación a futuro

Esta investigación puede servir de base para futuros refinamientos de escala donde se cuente con más datos instrumentales de los parámetros del oleaje y su espectro de energía para la calibración del modelo. El reanálisis presentado puede ser expandido a todo el Caribe colombiano, para así contar con una red de datos sintéticos de oleaje abierta a la comunidad científica, que permita una caracterización del clima marítimo en aguas someras, lo cual podría facilitar el estudio de futuros proyectos oceanográficos de ingeniería de costas.

FIN

BIBLIOGRAFIA

- [1] C. J. D. Paz, S. Lonin, C. P. U. Latorre, and A. O. Förster, “Calibración del modelo SWaN y validación de reanálisis del oleaje en el Caribe SWaN Model calibration and wave reanalysis validation in the Caribbean Sea.”
- [2] P. Camus, F. J. Mendez, and R. Medina, “A hybrid efficient method to downscale wave climate to coastal areas,” *Coast. Eng.*, vol. 58, no. 9, pp. 851–862, 2011.
- [3] R. L. Geiger, *Research and relevant knowledge: American research universities since World War II*. Transaction Publishers, 2008.
- [4] W. J. Pierson and W. Marks, “The power spectrum analysis of ocean-wave records,” *Eos, Trans. Am. Geophys. Union*, vol. 33, no. 6, pp. 834–844, 1952.
- [5] R. Lizano, “Técnicas de pronóstico de oleaje para las costas de Costa Rica,” *Cent. Investig. Geofísicas Univ. Costa Rica*, 2003.
- [6] S. R. Massel, *Ocean surface waves: their physics and prediction*, vol. 11. World scientific, 1996.
- [7] O. G. Lizano Rodríguez, F. J. Ocampo, A. Gamboa, L. Fernando, R. Vega, and J. M. Puig, “Evaluación de modelos numéricos de Tercera Generación para el pronóstico del oleaje en Centroamérica y México,” 2001.
- [8] P. Camus, F. J. Mendez, R. Medina, A. Tomas, and C. Izaguirre, “High resolution downscaled ocean waves (DOW) reanalysis in coastal areas,” *Coast. Eng.*, vol. 72, pp. 56–68, 2013.
- [9] N. Chini, P. Stansby, J. Leake, J. Wolf, J. Roberts-Jones, and J. Lowe, “The impact of sea level rise and climate change on inshore wave climate: A case study for East Anglia (UK),” *Coast. Eng.*, vol. 57, no. 11–12, pp. 973–984, 2010.
- [10] M. Snarey, N. K. Terrett, P. Willett, and D. J. Wilton, “Comparison of algorithms for dissimilarity-based compound selection,” *J. Mol. Graph. Model.*, vol. 15, no. 6, pp. 372–385, 1997.
- [11] P. Camus, F. J. Mendez, R. Medina, and A. S. Cofiño, “Analysis of clustering and selection algorithms for the study of multivariate wave climate,” *Coast. Eng.*, vol. 58, no. 6, pp. 453–462, 2011.

- [12] J. Sánchez and M. Ato, “Meta-análisis: Una alternativa metodológica a las revisiones tradicionales de la investigación,” *J. Arnau y H. Carpint. (Coords.), Tratado Psicol. Gen.*, vol. 1, pp. 617–669, 1989.
- [13] H. L. Tolman and D. Chalikov, “Source Terms in a Third-Generation Wind Wave Model,” *Journal of Physical Oceanography*, vol. 26, pp. 2497–2518, 1996.
- [14] S. M. Uppala *et al.*, “The ERA-40 re-analysis,” *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, vol. 131, no. 612, pp. 2961–3012, 2005.
- [15] D. P. Dee *et al.*, “The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system,” *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, vol. 137, no. 656, pp. 553–597, 2011.
- [16] Centro de Investigaciones Oceanográficas e Hidrográficas, “Climatología de los principales puertos del Caribe colombiano, Santa Marta,” 2010.
- [17] L. E. Molina *et al.*, “Geomorfología y aspectos erosivos del litoral Caribe colombiano,” *Publicación Geológica Espec. INGEOMINAS*, vol. 21, pp. 1–73, 1998.
- [18] A. Erffa, “Sedimentation, Transport und Erosion an der Nordküste Kolumbiens zwischen Barranquilla und der Sierra Nevada de Santa Marta,” *Mitt. Inst. Colombo-Alemán Invest. Cient.*, vol. 7, pp. 155–209, 1973.
- [19] E. Kalnay *et al.*, “The NCEP/NCAR 40-Year Reanalysis Project,” *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, vol. 77, no. 3, pp. 437–471, Mar. 1996.
- [20] S. M. Uppala *et al.*, “The ERA-40 re-analysis,” *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, vol. 131, no. 612, pp. 2961–3012, 2005.
- [21] N. Raschle and F. Ardhuin, “A global wave parameter database for geophysical applications . Part 2: Model validation with improved source term parameterization,” *Ocean Model.*, vol. 70, pp. 174–188, 2013.
- [22] C. J. Willmott, “ON THE VALIDATION OF MODELS,” *Phys. Geogr.*, vol. 2, no. 2, pp. 184–194, 1981.
- [23] J. C. Ortiz, B. Salcedo, and L. Jes, “Investigating the Collapse of the Puerto Colombia Pier (Colombian Caribbean Coast) in March 2009: Methodology for the Reconstruction of Extreme Events and the Evaluation of Their Impact on the Coastal Infrastructure,” 2009.
- [24] J. Carlos and O. Royero, “Huracanes y tormentas tropicales en el Mar Caribe colombiano desde 1900,” vol. 60, no. 25, pp. 54–60, 2007.

- [25] N. Booij, R. C. Ris, and L. H. Holthuijsen, "A third-generation wave model for coastal regions: 1. Model description and validation," *J. Geophys. Res. Ocean.*, vol. 104, no. C4, pp. 7649–7666, 1999.
- [26] I. Ioc, "BODC, 2003. Centenary Edition of the GEBCO Digital Atlas, published on CD-ROM on behalf of the Intergovernmental Oceanographic Commission and the International Hydrographic Organization as part of the General Bathymetric Chart of the Oceans," *Br. Oceanogr. data centre, Liverpool*, 2008.
- [27] J. C. Ortiz-Royero and A. Mercado-Irizarry, "An intercomparison of SWAN and WAVEWATCH III models with data from NDBC-NOAA buoys at oceanic scales," *Coast. Eng. J.*, vol. 50, no. 1, pp. 47–73, 2008.
- [28] S. Team, "SWAN user manual," *Delft Univ. Technol. Netherlands*, 2007.
- [29] O. Goldreich, "Computational complexity: a conceptual perspective," *ACM Sigact News*, vol. 39, no. 3, pp. 35–39, 2008.
- [30] C. H. Papadimitriou, *Computational complexity*. John Wiley and Sons Ltd., 2003.
- [31] M. Browne, B. Castelle, D. Strauss, R. Tomlinson, M. Blumenstein, and C. Lane, "Near-shore swell estimation from a global wind-wave model : Spectral process , linear , and artificial neural network models," vol. 54, pp. 445–460, 2007.
- [32] L. Gaslikova and R. Weisse, "Estimating near-shore wave statistics from regional hindcasts using downscaling techniques," *Ocean Dyn.*, vol. 56, no. 1, pp. 26–35, 2006.
- [33] Ø. Breivik, Y. Gusdal, B. R. Furevik, O. Johan Aarnes, and M. Reistad, "Nearshore wave forecasting and hindcasting by dynamical and statistical downscaling," *J. Mar. Syst.*, vol. 78, no. SUPPL. 1, pp. S235–S243, 2009.
- [34] J. Cohen, "Statistical power analysis," *Curr. Dir. Psychol. Sci.*, vol. 1, no. 3, pp. 98–101, 1992.
- [35] M. W. Gardner and S. R. Dorling, "Artificial neural networks (the multilayer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences," *Atmos. Environ.*, vol. 32, no. 14, pp. 2627–2636, 1998.
- [36] I. Daniel *et al.*, "Caracterización del régimen del viento y el oleaje en el litoral del departamento del Atlántico, Colombia Wind and wave regime characterization in the Atlantic department, colombian Caribbean."
- [37] G. Poveda, "La hidroclimatología de Colombia: una síntesis desde la escala inter-decadal hasta la escala diaria," *Rev. Acad. Colomb. Cienc*, vol. 28, no. 107, pp. 201–222, 2004.

- [38] J. C. Ortiz-Royero and M. Rosales, “Severe tornadoes on the Caribbean coast of Colombia since 2001 and their relation to local climate conditions,” *Nat. hazards*, vol. 64, no. 2, pp. 1805–1821, 2012.
- [39] M. D. Buhmann, “Radial basis functions,” *Acta Numer.*, vol. 9, pp. 1–38, 2000.
- [40] S. Rippa, “An algorithm for selecting a good value for the parameter c in radial basis function interpolation,” *Adv. Comput. Math.*, vol. 11, pp. 193–210, 1999.